



TUGAS AKHIR - SS 141501

**PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG
MEMPENGARUHI JUMLAH PENDERITA PENYAKIT
KUSTA TIPE PB DAN MB DI JAWA TIMUR TAHUN
2016 DENGAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED
BIVARIATE NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION***

RIMA KUSUMAWATI
NRP 062116 4500 0032

Dosen Pembimbing
Dr. Purhadi M. Sc.

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2018**



TUGAS AKHIR - SS 141501

**PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG
MEMPENGARUHI JUMLAH PENDERITA PENYAKIT
KUSTA TIPE PB DAN MB DI JAWA TIMUR TAHUN
2016 DENGAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED
BIVARIATE NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION***

RIMA KUSUMAWATI
NRP 062116 4500 0032

Dosen Pembimbing
Dr. Purhadi M. Sc.

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2018**



FINAL PROJECT - SS 141501

**MODELLING THE NUMBERS OF PB AND MB
LEPROSY PATIENTS AFFECTING FACTORS IN EAST
JAVA USING GEOGRAPHICALLY WEIGHTED
BIVARIATE NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION**

RIMA KUSUMAWATI
SN 062116 4500 0032

Supervisor
Dr. Purhadi M.Sc.

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS, COMPUTING, AND DATA SCIENCE
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2018**

LEMBAR PENGESAHAN

PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI JUMLAH PENDERITA PENYAKIT KUSTA TIPE PB DAN MB DI JAWA TIMUR TAHUN 2016 DENGAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED BIVARIATE NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION*

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada

Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Matematika, Komputasi dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

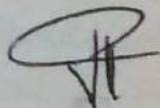
Oleh :

Rima Kusumawati
NRP. 062116 4500 0032

Disetujui oleh Pembimbing :

Dr. Purhadi, M. Sc.

NIP. 19620204 198701 1 001

()

Mengetahui
Kepala Departemen



Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2018

**PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG
MEMPENGARUHI JUMLAH PENDERITA PENYAKIT
KUSTA TIPE PB DAN MB DI JAWA TIMUR DENGAN
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED BIVARIATE NEGATIVE
BINOMIAL REGRESSION**

Nama : Rima Kusumawati

NRP : 062116 4500 0032

Departemen : Statistika

Pembimbing : Dr. Purhadi, M.Sc.

Abstrak

Penyakit kusta atau Morbus hansen merupakan penyakit infeksi menular akibat bakteri tahan asam. Bakteri tersebut adalah Mycobacterium leprae yang diduga menyebar melalui droplet. WHO mengelompokkan kusta ke dalam 2 tipe berdasarkan banyaknya bercak kusta, jumlah kerusakan saraf tepi, dan keberadaan basil tahan asam, yaitu pausibasiler (PB) dan multibasiler (MB). Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi yang belum mencapai eliminasi. Berdasarkan Profil Kesehatan Indonesia (2016) Jawa Timur memiliki angka cacat tingkat 2 kusta yang tinggi yaitu 11,39 per 1000.000 penduduk. Jika dibandingkan dengan provinsi lainnya, Jawa Timur berada di urutan ke 4 tertinggi di Indonesia. Oleh karena itu, untuk meminimalisir jumlah penderita kusta di Jawa Timur, perlu diketahui faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penderita kusta melalui BNBR dan GWBNBR. Hasil analisis menunjukkan bahwa secara umum pengaruh kelima variabel prediktor terhadap jumlah penderita kusta MB lebih besar dibandingkan kusta PB di Jawa Timur tahun 2016.

Kata Kunci : BNBR, GWBNBR, Multibasiler, Pausibasiler.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**MODELLING THE NUMBERS OF PB AND MB
LEPROSY PATIENTS AFFECTING FACTORS IN EAST
JAVA USING GEOGRAPHICALLY WEIGHTED
BIVARIATE NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION**

Name : Rima Kusumawati
Student Number : 062116 4500 0032
Department : Statistics
Supervisor : Dr. Purhadi, M.Sc.

Abstract

Leprosy or Morbus hansen disease is contagious infection caused by acid resistant bacteria. The bacteria are Mycobacterium leprae which is thought to be spread through droplets. WHO classifies leprosy into 2 types based on the number of leprosy, number of peripheral nerve damage, and the presence of acid-resistant bacilli, pausibasiler (PB) and multibacillary (MB). East Java Province is one of the provinces that has not achieved elimination. Based on Indonesia Health Profile (2016) East Java has a disability rate of 2 leprosy rate that is 11.39 per 1000.000 population. When compared with other provinces, East Java is ranked 4th highest in Indonesia. Therefore, to minimize the number of leprosy patients in East Java, it is necessary to know what factors affect the number of leprosy patients through BNBR and GWBNBR. The result of the analysis shows that in general the influence of the five predictor variables on the number of MB lepers is greater than the leprosy of PB in East Java in 2016.

Keywords : BNBR, GWBNBR, Multibasillary, Pausibasiler.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat, taufiq, serta hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul “**Pemodelan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Jumlah Penderita Kusta Tipe PB dan MB di Jawa Timur Tahun 2016 Dengan *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression***”. Penyusunan Tugas Akhir ini dapat terselesaikan dengan baik dan lancar karena tidak lepas dari dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. Purhadi, M. Sc selaku dosen pembimbing yang telah membimbing dan mengarahkan dengan sabar serta memberikan dukungan yang sangat besar bagi penulis untuk dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
2. Bapak Dr. Suhartono, M. Sc. selaku Kepala Departemen Statistika ITS yang telah menyediakan fasilitas untuk menyelesaikan Tugas Akhir.
3. Bapak Dr. Sutikno, M.Si. dan Ibu Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si, M.Si. selaku dosen penguji yang telah memberikan saran-saran untuk kesempurnaan Tugas Akhir ini.
4. Bapak Dr. rer. pol Dedy Dwi Prastyo, S.Si., M.Si. selaku dosen wali yang telah memberikan nasehat, motivasi, serta bimbingan kepada penulis selama penulis menempuh pendidikan.
5. Seluruh dosen Departemen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu selama penulis menempuh pendidikan, beserta seluruh karyawan Departemen Statistika ITS yang telah membantu kelancaran dan kemudahan dalam pelaksanaan kegiatan perkuliahan.
6. Ayah tercinta Suharto dan Ibu tersayang Fatwati atas doa, kasih sayang, dukungan, semangat dan segalanya yang telah diberikan untuk penulis sehingga menjadi mudah dan dilancarkan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

7. Adik tersayang Dwi Dasima Sari yang selalu menghibur dan meluangkan waktunya disaat penulis membutuhkan hiburan selama mengerjakan Tugas Akhir ini.
8. Keluarga Tirtasufi yang tidak pernah berhenti memberikan dukungan serta mendengarkan curahan hati penulis ketika penulis sedang dalam kondisi “*low motivation*” dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
9. Fausania, Zuyyin, Inung, Camelia, Raras, Yongky, Maya, Kristin, Siti Azizah, Putri, Linda CFR, Dimas, dan Ajeng selaku sahabat terdekat.
10. Sahabat – sahabat perjuangan LJ 2016, dan senior-senior dari Departemen Statistika ITS serta rekan – rekan Fokus ITS serta yang tidak dapat disebutkan satu persatu oleh penulis yang telah membantu ketika penulis membutuhkan pencerahan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

Penulis menyadari bahwa laporan Tugas Akhir ini masih jauh dari kata sempurna, oleh karena itu penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun agar berguna untuk perbaikan berikutnya. Semoga laporan Tugas Akhir ini bermanfaat.

Surabaya, Juli 2018

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	ii
TITLE PAGE	iii
LEMBAR PENGESAHAN	iv
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	5
1.4 Manfaat Penelitian.....	5
1.5 Batasan Masalah	6
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Statistika Deskriptif	7
2.2 Distribusi Poisson	8
2.3 Distribusi Binomial Negatif.....	11
2.4 Regresi Poisson Bivariat	14
2.5 Regresi Binomial Negatif	18
2.6 <i>Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression</i>	22
2.7 Pemilihan Model Terbaik	27
2.8 Koefisien Korelasi	28
2.9 Pemeriksaan Multikolinearitas	29
2.10 Pemeriksaan Overdispersi	30
2.11 Heterogenitas Spasial (<i>Spatial Heterogeneity</i>)	30

2.12 Matriks Pembobot Geografis.....	31
2.13 Kusta dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhinya	32
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	39
3.2 Kerangka Konsep	39
3.3 Variabel Penelitian	41
3.4 Struktur Data	43
3.5 Langkah Analisis	43
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Karakteristik Jumlah Penderita Kusta Tipe PB dan MB di Jawa Timur Tahun 2016 dan Faktor-Faktor yang Mempe- ngaruhinya	47
4.1.1 Persebaran Jumlah Penderita Kusta Tipe PB.....	48
4.1.2 Persebaran Jumlah Penderita Kusta Tipe MB	49
4.1.3 Persebaran Persentase Penduduk Miskin	50
4.1.4 Persebaran Persentase Rumah Ber-PHBS	51
4.1.5 Persebaran Persentase Rumah Sehat	52
4.1.6 Persebaran Persentase TPM Menurut Status <i>Hegenie</i> Sanitasi	53
4.1.7 Persebaran Rasio Fasilitas Kesehatan	54
4.2 Pemodelan Jumlah Penderita Kusta Tipe PB dan MB di Jawa Timur Tahun 2016 dengan GWBNBR	55
4.2.1 Pengujian Korelasi Antar Variabel Respon	56
4.2.2 Pengujian Distribusi <i>Bivariate Poisson</i>	57
4.2.3 Pemeriksaan Multikolinearitas	58
4.2.4 Pemodelan <i>Bivariate Negative Binomial</i> <i>Regression</i>	59
4.2.5 Pengujian Heterogenitas Spasial	62
4.2.6 Pemodelan <i>Geographically Weighted Bivariate</i> <i>Negative Binomial Regression</i>	63

4.3 Perbandingan Model Global (BNBR) dengan Model Lokal (GWBNBR).....	71
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan.....	73
5.2 Saran.....	73
DAFTAR PUSTAKA	75
LAMPIRAN	79
BIODATA PENULIS	113

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Peta Jawa Timur	39
Gambar 3.2 Kerangka Konsep Penelitian	40
Gambar 3.3 Diagram Langkah Analisis	45
Gambar 4.1 Persebaran Jumlah Penderita Kusta Tipe PB	49
Gambar 4.2 Persebaran Jumlah Penderita Kusta Tipe MB	50
Gambar 4.3 Persebaran Persentase Penduduk Miskin di Jawa Timur	51
Gambar 4.4 Persebaran Persentase Rumah Ber-PHBS	52
Gambar 4.5 Persebaran Persentase Rumah Sehat	53
Gambar 4.6 Persebaran Persentase TPM Menurut Status <i>Hi-genie</i> Sanitasi	54
Gambar 4.7 Persebaran Rasio Fasilitas Kesehatan	55
Gambar 4.8 <i>Scatter Plot</i> Antara Variabel Respon dan Variabel Prediktor	57
Gambar 4.9 Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Signifikan-si Parameter pada Kusta Tipe PB	69
Gambar 4.10 Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Signifikan-si Parameter pada Kusta Tipe PB	71

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Variabel Penelitian	41
Tabel 3.2 Struktur Data.....	43
Tabel 4.1 Karakteristik Data.....	47
Tabel 4.2 <i>Output</i> Pengujian Korelasi Antar Variabel Respon...	56
Tabel 4.3 Koefisien Korelasi Antara Variabel Respon dengan Variabel Prediktor	56
Tabel 4.4 <i>Output</i> Pengujian Distribusi <i>Bivariate Poisson</i>	58
Tabel 4.5 Pemeriksaan Multikolinearitas	58
Tabel 4.6 <i>Output</i> Uji Serentak Parameter BNBR	59
Tabel 4.7 <i>Output</i> Penaksiran Prameter BNBR pada Jumlah Penderita Kusta Tipe PB di Jawa Timur	60
Tabel 4.8 <i>Output</i> Penaksiran Parameter BNBR pada Jumlah Penderita Kusta Tipe MB di Jawa Timur`	60
Tabel 4.9 <i>Output</i> Uji Glejser	63
Tabel 4.10 Uji Kesamaan Model BNBR dan GWBNBR	63
Tabel 4.11 Uji Serentak Parameter Model GWBNBR	64
Tabel 4.12 Pengujian Parameter Model GWBNBR di Kota Su- rabaya dengan Pembobot <i>Adaptive</i> Bisquare Kernel pada Kusta PB	65
Tabel 4.13 Pengujian Parameter Model GWBNBR di Kota Su- rabaya dengan Pembobot <i>Adaptive</i> Bisquare Kernel pada Kusta MB	65
Tabel 4.14 Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Signifikan- si Parameter pada Jumlah Penderita Kusta PB	68
Tabel 4.15 Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Signifikan- si Parameter pada Jumlah Penderita Kusta MB	70
Tabel 4.16 Pemilihan Model Terbaik	71

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1	Data Jumlah Penderita Kusta dan Faktor-faktor yang Mempengaruhi 79
Lampiran 2	Data Bujur dan Lintang Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur 80
Lampiran 3	Statistika Deskriptif..... 81
Lampiran 4	Pendeteksian Multikolinearitas 81
Lampiran 5	<i>Output</i> Pengujian Distribusi <i>Bivariate Poisson</i> 84
Lampiran 6	<i>Syntax Bivariate Negative Binomial Regression</i> dengan Prediktor 85
Lampiran 7	<i>Syntax Bivariate Negative Binomial Regression</i> Tanpa Prediktor 89
Lampiran 8	Pengolahan Model Global 93
Lampiran 9	<i>Syntax</i> Perhitungan Jarak, <i>Bandwidth</i> , dan Matriks Pembobot 93
Lampiran 10	<i>Output</i> Jarak Eucladian Antar Lokasi 94
Lampiran 11	<i>Output Bandwidth</i> 95
Lampiran 12	Matriks Pembobot Geografis 96
Lampiran 13	<i>Syntax</i> Heterogenitas Spasial 97
Lampiran 14	<i>Syntax</i> GWBNBR dengan Prediktor 98
Lampiran 15	<i>Syntax</i> GWBNBR Tanpa Prediktor 102
Lampiran 16	Pengolahan Model Lokal (GWBNBR) 104
Lampiran 17	<i>Output</i> Model GWBNBR dengan Prediktor .. 104
Lampiran 18	<i>Output</i> Model GWBNBR Tanpa Prediktor 112
Lampiran 19	Penurunan Parsial Kedua Fungsi Densitas-GWBNBR 112

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Penyakit kusta atau *Morbus hansen* merupakan penyakit infeksi menular akibat bakteri tahan asam. Bakteri tersebut adalah *Mycobacterium leprae* yang diduga menyebar melalui *droplet*. Secara primer, bakteri ini menyerang saraf tepi dan secara sekunder menyerang kulit serta organ tubuh lainnya seperti selaput mukosa, testis, dan mata. Penyakit kusta juga dapat menyebabkan cacat permanen bahkan kematian bagi penderitanya (Sehgal, 2006). Laporan Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur (2013) juga menunjukkan bahwa penyakit kusta atau *Morbus hansen* dapat menyebabkan disabilitas atau keterbatasan dalam melakukan kegiatan sehari-hari.

Ridley dan Jopling menunjukkan bahwa kusta terdiri dari lima tipe berdasarkan histopatologis dan indeks bakteriologis, diantaranya *tuberculoid* (TT), *borderline tuberculoid* (BT), *mid-borderline* (BB), *borderline lepromatous* (BL), dan *lepromatous* (LL). Selain itu, WHO juga mengelompokkan kusta ke dalam 2 tipe berdasarkan banyaknya bercak kusta, jumlah kerusakan saraf tepi, dan keberadaan basil tahan asam, yaitu *pausibasiler* (PB) dan *multibasiler* (MB). Kusta tipe TT dan BT dalam pengelompokkan Ridley-Jopling termasuk dalam kusta MB, sedangkan kusta tipe peralihan (*borderline*) seperti tipe BT, BB, dan BL merupakan tipe kusta yang tidak stabil. Oleh karena itu, kusta tipe peralihan dapat beralih tipe menjadi kusta tipe PB dan MB (Department of Health and Family, 2010)

Angka prevalensi kusta di Indonesia pada tahun 2016 sebesar 0,71 kasus per 1000 penduduk dan angka penemuan kasus baru sebesar 6,5 kasus per 100.000 penduduk. Menurut Profil Kesehatan Indonesia (2016) sebanyak 16,826 kasus baru kusta (6,5 per 100.000 penduduk) dengan 84,19 % kasus diantaranya merupakan tipe MB. Berdasarkan jenis kelamin, sebanyak 62,47% penderita baru kusta berjenis kelamin laki-laki dan 37,53% lainnya berjenis

kelamin perempuan. Kusta diklasifikasikan menjadi dua kelompok berdasarkan status eliminasi yaitu provinsi yang belum mencapai eliminasi dan provinsi yang telah mencapai eliminasi. Provinsi telah mencapai eliminasi apabila angka prevalensi kurang dari 1 per 10.000 penduduk. Dari 34 provinsi, sebanyak 11 provinsi (32,35%) termasuk kategori yang belum mencapai eliminasi sedangkan 23 provinsi lainnya (67,65%) termasuk dalam provinsi yang telah mencapai eliminasi.

Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi di Indonesia yang belum mencapai eliminasi. Berdasarkan Profil Kesehatan Indonesia (2016) Jawa Timur memiliki angka cacat tingkat 2 kusta yang tinggi yaitu 11,39 per 1000.000 penduduk. Jika dibandingkan dengan provinsi lainnya, Jawa Timur berada di urutan ke 4 tertinggi di Indonesia. Namun demikian, perlu diketahui bahwa *prevalensi rate* Jawa Timur pernah mengalami penurunan pada tahun 2015 dari 1,10 menjadi 1,02 per 10.000 penduduk di sebagian besar kabupaten/kota. Hanya Kabupaten Pamekasan dan Lumajang yang mengalami peningkatan menjadi 19,6% dan 51,2% jika dibandingkan dengan tahun 2014. Hal ini disebabkan oleh adanya kegiatan *Intensified Case Finding* (ICF) yang dilakukan di 15 Puskesmas dengan sasaran masing-masing 10 lokasi endemis. Kegiatan ini membuahkan hasil, dimana selama 3 tahun berturut-turut ditemukan kasus baru.

Provinsi Jawa Timur terus memberikan pengobatan terhadap penderita penyakit kusta tipe PB dan MB, sehingga pada tahun 2015 *RFT rate* atau keberhasilan pengobatan telah mencapai target (lebih dari 90%). Secara kumulatif, mulai awal program sampai dengan akhir Desember 2015, penderita kusta yang dapat menyelesaikan pengobatan dengan MDT sebanyak 136.544 penderita kusta baik tipe PB maupun MB. Pencapaian *RFT rate* di tingkat provinsi telah mencapai 91,1% sedangkan pencapaian *RFT rate* di tingkat kabupaten/kota telah mencapai >90% (Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, 2016).

Jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB merupakan data *count* sehingga metode yang tepat adalah regresi Poisson.

Namun pada penelitian ini terdapat 2 variabel respons yang saling dependen, oleh karena itu menggunakan *Bivariate Poisson Regression*. Model ini memiliki asumsi yang spesifik yaitu kesamaan antara rata-rata dan varians atau yang dikenal dengan ekuidispersi. Pelanggaran dari asumsi ini menyebabkan parameter yang dihasilkan menjadi kurang akurat. (Hilbe, 2011) menyatakan bahwa dalam praktiknya, asumsi ekuidispersi sulit untuk dipenuhi. Biasanya kondisi varians lebih besar dari rata-rata (overdispersi) atau varians lebih kecil dari rata-rata (underdispersi). Apabila yang terjadi adalah overdispersi, maka regresi berbasis distribusi binomial negatif bisa menjadi alternatif yang cukup baik karena regresi ini memiliki parameter dispersi yang membuat varians dapat bervariasi menjadi lebih besar dari rata-rata. Karena pada penelitian ini terdapat 2 variabel respons yang saling dependen, maka menggunakan model yang diperkenalkan oleh (Famoye, 2010) yaitu regresi binomial negatif bivariat, yang mampu mengakomodir korelasi positif maupun negatif dengan penambahan parameter multiplikatif.

Karakteristik antar kabupaten atau kota di Provinsi Jawa Timur bervariasi. Hal ini memungkinkan adanya keragaman model regresi yang akan terbentuk antar wilayah. Pada regresi global, varians antar lokasi dalam populasi diasumsikan homogen (*homoscedasticity*), sehingga apabila asumsi tersebut tidak terpenuhi, maka regresi global akan kurang tepat menggambarkan kondisi populasi. Hal ini mendasari terbentuknya regresi lokal seperti *Geographically Weighted Regression* (GWR) yang mampu menggambarkan variasi karakteristik antar wilayah dalam populasi. Dengan memasukkan unsur pembobot geografis dalam pendugaan parameternya, model GWR mampu menghasilkan parameter pada tiap-tiap lokasi pengamatan dan memiliki pengaruh spasial yang dapat dijelaskan secara statistik.

Regresi lokal untuk respons berupa *bivariate count data*, salah satunya diperkenalkan oleh Thola dan Purhadi (2015) tentang *Geographically Weighted Bivariate Poisson Regression* (GWBPR) untuk memodelkan kasus kusta di Jawa Timur. Hasil penelitiannya

menunjukkan bahwa masih terdapat kasus overdispersi pada modelnya. Variabel prediktor yang signifikan dalam model GWBPR adalah persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat, persentase kegiatan penyuluhan, dan persentase rumah sehat di sebagian kabupaten/kota di Jawa Timur, sedangkan variabel yang signifikan dalam model BNBR adalah persentase penduduk miskin, dan rasio tenaga medis. Kemudian Ulum (2016) melakukan penelitian tentang jumlah penderita kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur dengan *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression* (GWBNBR). Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa tidak terdapat overdispersi pada modelnya. Selain itu dari 5 variabel prediktor, hanya terdapat 2 variabel prediktor yang signifikan di sebagian kabupaten/kota diantaranya persentase rumah ber-PHBS dan rasio penyuluhan pada model GWBNBR.

Kasus kusta telah dibahas di beberapa penelitian sebelumnya. Juniardi dan Salamah (2015) menggunakan GWNBR untuk kasus kusta dan menunjukkan bahwa persentase rumah sehat, tingkat kepadatan penduduk, dan persentase permukiman kumuh merupakan faktor dominan masalah kusta di Jawa Timur. Selain itu Dzikrina dan Purnami (2013) menunjukkan model GWR pada kasus kusta di Jawa Timur. Berdasarkan literatur yang telah ada, pada penelitian ini menggunakan metode *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression* pada data jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur tahun 2016.

1.2 Rumusan Masalah

Data mengenai jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur tahun 2016 merupakan *bivariate count data*. Berdasarkan penjelasan sebelumnya, Thola dan Purhadi (2015) menggunakan dua variabel respon berpasangan mengenai penyakit kusta tipe PB dan MB dengan metode GWBPR. Metode berbasis distribusi Poisson akan selalu terikat dengan asumsi ekuidispersi, dimana nilai rata-rata sama dengan nilai varians. Namun, pada

kenyataannya asumsi sering tidak terpenuhi atau terjadi overdispersi dimana nilai varians lebih besar daripada nilai rata-rata. Pada penelitian ini menggunakan GWBNBR dimana model regresi ini untuk *bivariate count data* berbasis distribusi binomial negatif yang berfungsi mengatasi overdispersi pada model. Jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur harus segera diminimalisir, salah satu caranya yaitu dengan memetakan persebaran jumlah penderita kusta di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur dan mengetahui faktor-faktor apa saja yang berpengaruh terhadap jumlah penderita kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur tahun 2016 dengan metode *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression* (GWBNBR).

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik dan persebaran jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB serta faktor-faktor yang mempengaruhi di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2016.
2. Mendapatkan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur tahun 2016 dengan GWBNBR.

1.4 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian diharapkan dapat bermanfaat untuk pengembangan metode GWBNBR serta penerapannya dalam bidang kesehatan. Selain itu, hasil penelitian diharapkan dapat memberikan informasi kepada pemerintah mengenai jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB agar mempermudah pemerintah dalam perencanaan membuat program preventif di Jawa Timur. Hal ini berguna dalam upaya penurunan jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhinya.

1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini menggunakan data jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur tahun 2016. Selain itu, penelitian ini menggunakan pembobot fungsi kernel *Adaptive Bisquare* dan tidak bertujuan untuk membandingkan model dengan pembobot yang berbeda, serta penentuan *bandwidth* optimum dilakukan menggunakan *Generalized Cross Validation*.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif merupakan suatu metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu gugus data sehingga dapat memberikan sebuah informasi yang berguna. Data dapat dideskripsikan berupa tabel maupun grafik, sedangkan ukuran pemusatan dan penyebaran data dapat dideskripsikan berupa numerik. Ukuran pemusatan data meliputi rata-rata, median, dan modus, sedangkan ukuran penyebaran data meliputi standar deviasi, varians (Walpole, 1995).

2.1.1 Rata-Rata

Rata-rata adalah jumlah seluruh data dibagi dengan banyaknya data (Walpole, 1995). Apabila diketahui n data maka rata-rata data tersebut dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2.1)$$

dimana \bar{x} merupakan nilai rata-rata dari suatu data, $\sum_{i=1}^n x_i$ adalah jumlah seluruh data dari data pertama hingga data ke- n dan n adalah banyak data.

2.1.2 Varians

Varians merupakan suatu nilai yang menunjukkan ukuran variabilitas data yang dihitung dengan cara mengkuadratkan standar deviasi (Walpole, 1995). Rumus yang digunakan untuk menghitung varians ditunjukkan pada persamaan (2.2) sebagai berikut.

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1} \quad (2.2)$$

2.1.3 Peta Tematik

Peta tematik merupakan gambaran dari sebagian permukaan bumi yang memberikan suatu informasi mengenai tema tertentu, baik data kualitatif maupun kuantitatif. Chang (2002) menyatakan bahwa metode yang digunakan untuk mengelompokkan data salah satunya yaitu dengan *natural breaks*. Metode ini menggunakan perhitungan algoritma *jenk's* dalam pengklasifikasian data *value*. Algoritma ini menjelaskan bahwa data *value* akan dikelompokkan kedalam beberapa kelas. Selanjutnya akan dicari nilai minimal, maksimal, rata-rata, dan standar deviasi, kemudian dihitung nilai *Total Sum of Standard Deviation* (TSSD). TSSD yang diperoleh akan dibandingkan dengan setiap kelas melalui perluasan atau penyempitan interval pada tiap kelasnya sampai diperoleh TSSD yang optimal. Apabila bernilai kecil berguna untuk meminimalisir perbedaan antara data pada kelas yang sama, sedangkan apabila bernilai besar, maka berfungsi untuk memaksimalkan perbedaan antar kelasnya.

Langkah-langkah untuk membuat peta tematik adalah sebagai berikut.

- 1 Menentukan daerah yang akan dipetakan.
- 2 Membuat peta dasar (peta kerangka letak atau lokasi yang akan dilengkapi dengan data-data sesuai dengan isi peta yang akan digambar.
- 3 Mengklasifikasikan serta mencari data sesuai dengan kebutuhan.
- 4 Membuat simbol-simbol dan meletakkan simbol pada peta.
- 5 Mengatur tata letak peta tematik.
- 6 Membuat keterangan atau legenda (berisi tentang keterangan tentang simbol-simbol yang mewakili data).
- 7 Melengkapi peta dengan Lettering yang baik dan benar.

2.2 Distribusi Poisson

Distribusi Poisson merupakan distribusi probabilitas untuk variabel diskrit acak yang menyatakan peluang jumlah peristiwa (*event*) terjadi pada suatu interval tertentu seperti waktu, jarak,

area, volume dan lain-lain (Walpole, Myers, Myers, & Ye, 2002). Ciri-ciri suatu percobaan akan mengikuti sebaran distribusi Poisson adalah sebagai berikut.

- 1 Banyaknya peristiwa sukses dalam selang waktu atau daerah tertentu bersifat independen terhadap peristiwa sukses dalam selang waktu atau daerah lain yang terpisah.
- 2 Peristiwa yang terjadi pada populasi besar dengan probabilitas terjadinya sukses kecil.

2.2.1 Distribusi Poisson Univariat

Menurut Cameron dan Trivedi (1998), peubah acak Y yang bertipe diskrit mengikuti distribusi Poisson dengan μ yaitu rata-rata banyaknya sukses dalam selang waktu tertentu atau dalam daerah tertentu. Selang waktu tertentu dapat berupa sedetik, semenit, sejam, sehari, seminggu maupun sebulan. Fungsi densitas distribusi Poisson ditunjukkan pada persamaan (2.3) sebagai berikut.

$$f(y) = \begin{cases} \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}, & y = 0, 1, 2, \dots, \mu > 0 \\ 0 & , y \text{ lainnya} \end{cases} \quad (2.3)$$

dimana μ menyatakan rata-rata banyaknya sukses dalam selang waktu tertentu atau dalam daerah tertentu dan $e = 2,718\dots$ Rataan dan varians distribusi Poisson keduanya sama dengan μ . Kesamaan rata-rata dan varians ini disebut equidispersi.

2.2.2 Distribusi Poisson Bivariat

Apabila terdapat dua variabel random yaitu Y_1 dan Y_2 berdistribusi Poisson dan saling berhubungan, maka distribusi bersama Y_1 dan Y_2 adalah distribusi Poisson Bivariat atau *Bivariate Poisson* (BP). Metode yang digunakan dalam distribusi Poisson Bivariat adalah metode *trivariate reduction* (Kocherlakota & Kocherlakota, 1992). Misalkan B_0, B_1, B_2 merupakan variabel random saling independen yang masing-masing berdistribusi

Poisson dengan parameter μ_0, μ_1, μ_2 , maka dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$Y_1 = B_1 + B_0$$

$$Y_2 = B_2 + B_0$$

Sehingga fungsi probabilitas bersama Y_1 dan Y_2 dapat dituliskan sebagai berikut.

$$f(y_1, y_2) = \begin{cases} e^{-(\mu_1 + \mu_2 + \mu_0)} \sum_{k=0}^{\min(y_1, y_2)} \frac{\mu_1^{y_1-k} \mu_2^{y_2-k} \mu_0^k}{(y_1-k)!(y_2-k)!k!}, & y_1, y_2 = 0, 1, 2, \dots \\ 0, & y_1, y_2 \text{ yang lain} \end{cases} \quad (2.4)$$

Nilai harapan dan varians dari variabel random Y_1 adalah $E(Y_1) = \mu_1 + \mu_0$ dan $Var(Y_1) = E(Y_1)$, sedangkan nilai harapan dan varians dari variabel random Y_2 adalah $E(Y_2) = \mu_2 + \mu_0$ dan $Var(Y_2) = E(Y_2)$.

2.2.3 Pengujian Distribusi Poisson Bivariat

Pengujian distribusi poisson bivariat bertujuan untuk mengetahui variabel respon (Y_1 dan Y_2) mengikuti distribusi poisson bivariat atau tidak. Best (1999) melakukan pengujian distribusi poisson bivariat dengan menggunakan pendekatan *index of dispersion* (I_B). Hipotesis pengujian distribusi poisson bivariat adalah sebagai berikut.

H_0 : Variabel respon (Y_1 dan Y_2) mengikuti distribusi poisson bivariat

H_1 : Variabel respon (Y_1 dan Y_2) tidak mengikuti distribusi poisson bivariat

Statistik uji yang digunakan pada pengujian ini sebagai berikut.

$$I_B = \frac{n(\bar{Y}_2 S_{Y_1}^2 - 2m_{11}^2 + \bar{Y}_1 S_{Y_2}^2)}{(\bar{Y}_1 \bar{Y}_2 - m_{11}^2)} \quad (2.5)$$

dengan,

n : jumlah data pada variabel respon

\bar{Y}_1 : nilai rata-rata variabel respon (Y_1)

\bar{Y}_2 : nilai rata-rata variabel respon (Y_2)

$$S_{Y_1}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{1i} - \bar{Y}_1)^2}{n-1} \quad \text{dan} \quad S_{Y_2}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{2i} - \bar{Y}_2)^2}{n-1}$$

$$m_{11} = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{1i} - \bar{Y}_1)(Y_{2i} - \bar{Y}_2)}{n-1}$$

Daerah penolakan yang digunakan adalah menolak H_0 apabila

$$I_B > \chi_{(\alpha; 2n-3)}^2$$

2.3 Distribusi Binomial Negatif

Distribusi Binomial Negatif merupakan distribusi yang memiliki banyak cara dalam penurunannya. Penurunan klasik dari distribusi Binomial Negatif yang sering digunakan adalah distribusi Binomial Negatif sebagai barisan percobaan Bernoulli, yaitu jumlah percobaan Bernoulli yang dibutuhkan sampai terjadi r buah. Misalkan variabel random V menunjukkan banyaknya percobaan sampai mencapai r sukses, dan p adalah peluang sukses pada setiap percobaan, maka V berdistribusi Binomial Negatif dengan fungsi peluang seperti berikut ini.

$$f(v, p, r) = \begin{cases} \binom{v-1}{r-1} p^r (1-p)^{v-r}; & v = r, r+1, r+2, \dots \\ 0 & , v \text{ lainnya} \end{cases} \quad (2.6)$$

dengan,

$$E(V) = \frac{1-p}{p} \quad \text{dan} \quad Var(V) = \frac{1-p}{p^2}$$

Apabila variabel Y merupakan banyak gagal sebelum r sukses, sedangkan V merupakan banyaknya percobaan sampai mencapai r sukses, maka V dinyatakan sebagai penjumlahan antara banyak gagal (Y) dan banyak percobaan sampai r sukses, sehingga dapat

dituliskan $V = Y + r$. Persamaan tersebut dapat ditransformasi menjadi $Y = V - r$, Y menyatakan jumlah kegagalan sebelum r sukses, sehingga Y berdistribusi Binomial Negatif dengan fungsi peluangnya sebagai berikut.

$$f(y, p, r) = \begin{cases} \binom{y+r-1}{r-1} p^r (1-p)^y; y = 0, 1, 2, \dots \\ 0, y \text{ lainnya} \end{cases} \quad (2.7)$$

dimana,

$$E(Y) = \frac{r(1-p)}{p} \text{ dan } Var(Y) = \frac{r(1-p)}{p^2}$$

Cameron dan Trivedi (1998) menyatakan bahwa distribusi binomial negatif juga dapat diperoleh dari *mixture distribution* Poisson-Gamma yang digunakan untuk penanganan kasus overdispersi pada distribusi Poisson.

2.3.1 Distribusi Binomial Negatif Univariat

Distribusi Binomial Negatif menggambarkan banyaknya kejadian pada suatu domain (daerah asal) tertentu seperti halnya distribusi Poisson. Perbedaanya adalah pada distribusi Binomial Negatif tidak terkait dengan asumsi ekuidispersi (Hilbe, 2011). Distribusi Binomial Negatif memiliki parameter dispersi, sehingga memungkinkan varians akan lebih besar daripada rata-rata. Apabila terdapat variabel random Y yang merupakan banyak kejadian pada suatu interval tertentu dengan rata-rata μ , maka Y berdistribusi Poisson-Gamma univariat dengan fungsi probabilitas sebagai berikut.

$$f(y, \mu, \alpha) = \begin{cases} \frac{\Gamma(y+\alpha^{-1})}{\Gamma(y+1)\Gamma(\alpha^{-1})} \left(\frac{1}{1+\alpha\mu}\right)^{1/\alpha} \left(1 - \frac{1}{1+\alpha\mu}\right)^y; y = 0, 1, \dots \\ 0; y \text{ lainnya} \end{cases} \quad (2.8)$$

dengan $\alpha \geq 0$ yang merupakan parameter dispersi, $E(Y) = \mu$ dan $Var(Y) = \mu + \alpha\mu^2$. Bentuk persamaan (2.7) identik dengan persamaan (2.8) dimana $p = 1/(1 + \alpha\mu)$ dan $r = 1/\alpha$, sehingga dapat dinyatakan bahwa distribusi Poisson-Gamma juga dikatakan sebagai distribusi Binomial Negatif.

Karena $\frac{\Gamma(y + \alpha^{-1})}{\Gamma(\alpha^{-1})} = \prod_{t=0}^{y-1} (\alpha^{-1} + t)$, maka persamaan (2.8) dapat

dinyatakan sebagai berikut.

$$f(y, \mu, \alpha) = \begin{cases} \prod_{t=0}^{y-1} \frac{(\alpha^{-1} + t)}{y!} (1 + \alpha\mu)^{-\left(\alpha^{-1} + y\right)} (\alpha\mu)^y; & y = 0, 1, 2, \dots \\ 0 & ; y \text{ lainnya} \end{cases}$$

2.3.2 Distribusi Binomial Negatif Bivariat

Apabila terdapat variabel Y_1 dan Y_2 berdistribusi binomial negatif dan saling berhubungan, dengan parameter dispersi yang dimiliki adalah α_1 dan α_2 maka distribusi bersama Y_1 dan Y_2 adalah *Bivariate Negative Binomial*. Menurut Famoye (2010) fungsi peluang distribusi Binomial Negatif Bivariat adalah sebagai berikut.

$$f(y_1, y_2) = \begin{cases} \prod_{k=1}^2 \left[\frac{\Gamma(\alpha_k^{-1} + y_k)}{\Gamma(\alpha_k^{-1}) \Gamma(y_k + 1)} \left(\frac{\mu_k}{\alpha_k^{-1} + \mu_k} \right)^{y_k} \left(\frac{\alpha_k^{-1}}{\alpha_k^{-1} + \mu_k} \right)^{\alpha_k^{-1}} \right. \\ \left. \left(1 + \lambda (e^{-y_1} - c_1) (e^{-y_2} - c_2) \right) \right], & y_1, y_2 = 0, 1, 2, \dots \\ 0 & , y_1, y_2 \text{ lainnya} \end{cases} \quad (2.9)$$

Karena $\frac{\Gamma(\alpha^{-1} + y)}{\Gamma(\alpha^{-1})} = \prod_{t=0}^{y-1} (\alpha^{-1} + t)$ maka persamaan (2.9) dapat ditulis sebagai berikut.

$$f(y_1, y_2) = \begin{cases} \prod_{k=1}^2 \prod_{t=0}^{y_k-1} \left[\frac{(\alpha_k^{-1} + t)(\mu_k)^{y_k}}{y_k!} (\alpha_k^{-1})^{\alpha_k^{-1}} (\alpha_k^{-1} + \mu_k)^{-(y_k + \alpha_k^{-1})} \right. \\ \quad \left. \left(1 + \lambda (e^{-y_1} - c_1)(e^{-y_2} - c_2) \right) \right], y_1, y_2 = 0, 1, 2, \dots \\ 0, y_1, y_2 \text{ lainnya} \end{cases} \quad (2.10)$$

dimana,

$$E(Y_1) = \mu_1, \text{ dan } E(Y_2) = \mu_2$$

$$Var(Y_1) = \mu_1 + \alpha_1 \mu_1^2, \text{ dan } Var(Y_2) = \mu_2 + \alpha_2 \mu_2^2$$

Sedangkan

$$c_k = \left[1 - \mu_k (\alpha_k^{-1} + \mu_k)^{-1} \right] / \left[1 - e^{-1} \mu_k (\alpha_k^{-1} + \mu_k)^{-1} \right], \text{ dan } \lambda$$

merupakan faktor multiplikatif yang menunjukkan independensi antara kedua variabel respon. Apabila $\lambda = 0$ maka Y_1 dan Y_2 independen. Apabila $\lambda > 0$ maka terdapat korelasi positif antara Y_1 dan Y_2 , sedangkan apabila $\lambda < 0$ maka terdapat korelasi negatif.

2.4 Regresi Poisson Bivariat (*Bivariate Poisson Regression*)

Jika variabel *random* Y_1 dan Y_2 berdistribusi Poisson Bivariat, dimana B_0, B_1, B_2 merupakan variabel *random* saling independen

yang masing-masing berdistribusi Poisson dengan parameter μ_0, μ_1, μ_2 , maka dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$Y_1 = B_1 + B_0$$

$$Y_2 = B_2 + B_0$$

Bila X_1, X_2, \dots, X_p merupakan variabel prediktor, maka *Bivariate Poisson Regression* dituliskan sebagai berikut.

$$(Y_1, Y_2) \sim BP(\mu_1, \mu_2, \mu_0) \quad (2.11)$$

Dengan transformasi eksponensial persamaan (2.11) menjadi

$$(\mu_{ki} + \mu_0) = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_k); i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2 \quad (2.12)$$

dengan

$$\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} 1 & x_{i1} & x_{i2} & \cdots & x_{ip} \end{bmatrix}^T \text{ dan } \boldsymbol{\beta}_k = \begin{bmatrix} \beta_{k0} & \beta_{k1} & \beta_{k2} & \cdots & \beta_{kp} \end{bmatrix}^T$$

2.4.1 Estimasi Parameter Model Regresi Bivariat

Penaksiran parameter $\boldsymbol{\beta}$ dengan menggunakan metode MLE. Berikut ini adalah fungsi *likelihood* distribusi *Bivariate Poisson*.

$$L(\mu_0, \mu_1, \mu_2) = \prod_{i=1}^n \left\{ e^{-(\mu_0 + \mu_{1i} + \mu_{2i})} \sum_{t=0}^{\min(y_{1i}, y_{2i})} \frac{\mu_{1i}^{y_{1i}-t} \mu_{2i}^{y_{2i}-t} \mu_0^t}{(y_{1i}-t)!(y_{2i}-t)!t!} \right\} \quad (2.13)$$

Fungsi *ln-likelihood* dari distribusi *Bivariate Poisson* adalah sebagai berikut.

$$\ln L(.) = -\sum_{i=1}^n \mu_0 - \sum_{i=1}^n \mu_{1i} - \sum_{i=1}^n \mu_{2i} + \sum_{i=1}^n \ln \left(\sum_{t=0}^{\min(y_{1i}, y_{2i})} \frac{\mu_{1i}^{y_{1i}-t} \mu_{2i}^{y_{2i}-t} \mu_0^t}{(y_{1i}-t)!(y_{2i}-t)!t!} \right) \quad (2.14)$$

Dengan substitusi $\mu_{1i} = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1)$ dan $\mu_{2i} = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2)$, maka persamaan (2.14) menjadi

$$\ln L(\mu_0, \boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2) = -\sum_{i=1}^n \mu_0 - \sum_{i=1}^n \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1) - \sum_{i=1}^n \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2) + \sum_{i=1}^n \ln B_i \quad (2.15)$$

dimana,

$$B_i = \left(\frac{\sum_{t=0}^{\min(y_{1i}, y_{2i})} \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_1 - \mu_0)^{y_{1i}-t} \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_2 - \mu_0)^{y_{2i}-t} \mu_0^t}{(y_{1i}-t)!(y_{2i}-t)!t!} \right)$$

Turunan fungsi \ln *likelihood* terhadap μ_0, β_1, β_2 adalah tidak *close form* maka untuk menyelesaikan permasalahan tersebut digunakan metode MLE dengan iterasi *Newton-Raphson* dengan persamaan sebagai berikut.

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m+1)} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)} - \mathbf{H}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)}) \mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)}) \quad (2.16)$$

dimana

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mu_0 \quad \boldsymbol{\beta}_1^T \quad \boldsymbol{\beta}_2^T)$$

$$\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \left(\frac{\partial \ln L}{\partial \mu_0} \quad \frac{\partial \ln L}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} \quad \frac{\partial \ln L}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} \right)$$

$$\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \mu_0^2} & \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \mu_0 \partial \boldsymbol{\beta}_1} & \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \mu_0 \partial \boldsymbol{\beta}_2^T} \\ & \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \boldsymbol{\beta}_1 \partial \boldsymbol{\beta}_1^T} & \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \boldsymbol{\beta}_1 \partial \boldsymbol{\beta}_2^T} \\ \text{Simetris} & & \frac{\partial^2 \ln L}{\partial \boldsymbol{\beta}_2 \partial \boldsymbol{\beta}_2^T} \end{bmatrix}$$

Nilai $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)}$ merupakan nilai taksiran parameter pada saat iterasi ke- m , $\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)})$ merupakan vektor gradien dengan parameter $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)}$, dan $\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)})$ adalah matriks Hessian dengan parameter $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)}$. Taksiran awal parameter $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)}$ menggunakan *Ordinary Least*

Square (OLS). Iterasi akan berhenti apabila nilai dari $\|\hat{\theta}_{(m+1)} - \hat{\theta}_{(m)}\| < \varepsilon$ dimana $\varepsilon > 0$ dan sangat kecil.

2.4.2 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson Bivariat

Berikut ini adalah pengujian secara serentak parameter model *Bivariate Poisson Regression* dengan *Likelihood Ratio Test* (LRT).

$$H_0 : \beta_{k1} = \beta_{k2} = \dots \beta_{kj} = 0; j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_{kj} \neq 0$$

Statistik uji :

$$D = -2 \ln \left[L(\hat{\omega}) / L(\hat{\Omega}) \right] = -2 \left[\ln L(\hat{\omega}) - \ln L(\hat{\Omega}) \right] \quad (2.17)$$

dimana $L(\hat{\omega})$ adalah fungsi *likelihood* di bawah H_0 dan $L(\hat{\Omega})$ adalah fungsi *likelihood* pada model lengkap. Statistik uji D dalam *Bivariate Poisson Regression* dapat dituliskan sebagai berikut.

$$D = -2 \left[\left(n\hat{\mu}_0 - \sum_{i=1}^n \exp(\hat{\beta}_{10}) - \sum_{i=1}^n \exp(\hat{\beta}_{20}) + \sum_{i=1}^n \ln(\hat{B}_i) \right) - \left(n\hat{\mu}_0 - \sum_{i=1}^n \exp(\mathbf{x}^T \hat{\beta}_1) - \sum_{i=1}^n \exp(\mathbf{x}^T \hat{\beta}_2) + \sum_{i=1}^n \ln(\hat{B}_i) \right) \right] \quad (2.18)$$

Statistik D dapat didekati dengan distribusi *chi-square* dengan derajat bebas $df = b - a$, dimana a adalah banyaknya parameter di bawah H_0 dan b adalah banyaknya parameter pada model lengkap.

Keputusan menolak H_0 apabila nilai $D > \chi^2_{\alpha; (b-a)}$.

Apabila H_0 ditolak maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian parameter secara parsial adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_{kj} = 0$$

$$H_1 : \beta_{kj} \neq 0 \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2$$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$Z = \frac{\hat{\beta}_{kj}}{SE(\hat{\beta}_{kj})} \quad (2.19)$$

H_0 akan ditolak apabila $|Z| > Z_{(\alpha/2)}$ atau $P\text{-value} < \alpha$, dimana α adalah tingkat signifikansi yang digunakan 5%.

2.5 Regresi Binomial Negatif Bivariat

Apabila terdapat variabel *random* Y_1 dan Y_2 saling berhubungan dan berdistribusi binomial negatif diregresikan terhadap variabel prediktor X_1, X_2, \dots, X_p , maka bentuk persamaan regresi Binomial Negatif Bivariat dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$(Y_1, Y_2) \sim BNB(\mu_1, \mu_2, \alpha_1, \alpha_2, \lambda) \quad (2.20)$$

$$\ln(\mu_{ki}) = \beta_{k0} + \sum_{j=1}^p \beta_{kj} x_{ji} ; i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2 \quad (2.21)$$

Melalui transformasi eksponensial, persamaan (2.21) dapat diubah menjadi persamaan (2.22)

$$\mu_{ki} = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_k) ; i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2 \quad (2.22)$$

dimana,

$$\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} 1 & x_{i1} & x_{i2} & \cdots & x_{ip} \end{bmatrix}^T$$

$$\boldsymbol{\beta}_k = \begin{bmatrix} \beta_{k0} & \beta_{k1} & \beta_{k2} & \cdots & \beta_{kp} \end{bmatrix}^T$$

2.5.1 Estimasi Parameter Bivariate Negative Binomial Regression

Estimasi parameter model regresi Binomial Negatif Bivariat menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) (Park & Lord, 2008). Berikut ini adalah fungsi *likelihood* distribusi Binomial Negatif Bivariat.

$$L(\mu_1, \mu_2, \alpha_1, \alpha_2, \lambda) = \prod_{i=1}^n \left\{ \prod_{k=1}^2 \prod_{t=0}^{y_k-1} \frac{(\alpha_k^{-1} + t)(\mu_{ki})^{y_{ki}}}{y_{ki}!} (\alpha_k^{-1}) (\alpha_k^{-1} + \mu_{ki})^{-(y_{ki} + \alpha_k^{-1})} \right. \\ \left. \left[1 + \lambda (e^{-y_{1i}} - c_1) (e^{-y_{2i}} - c_2) \right] \right\} \quad (2.23)$$

Kemudian fungsi *likelihood* tersebut diubah dalam bentuk logaritma natural menjadi sebagai berikut.

$$\ln L(.) = \sum_{i=1}^n \left\{ \sum_{k=1}^2 \sum_{t=0}^{y_k-1} (\alpha_k^{-1} + t) + y_{ki} \ln(\mu_{ki}) - \ln(y_{ki}!) - \alpha_k^{-1} \ln \alpha_k \right. \\ \left. - (y_{ki} + \alpha_k^{-1}) \ln(\alpha_k^{-1} + \mu_{ki}) + \ln \left[1 + \lambda (e^{-y_{1i}} - c_1) (e^{-y_{2i}} - c_2) \right] \right\} \quad (2.24)$$

dimana,

$$c_k = \left(1 + \left[(1 - e^{-1}) \mu_{ki} \alpha_k \right] \right)^{\alpha_k^{-1}}; k = 1, 2$$

Sesuai dengan Famoye (2010), dengan menggunakan *chain rule*,

$$\frac{\partial \ln L(.)}{\partial \beta} = \frac{\partial \ln L(.)}{\partial \mu} \frac{\partial \mu}{\partial \beta}, \quad \frac{\partial c}{\partial \beta} = \frac{\partial c}{\partial \mu} \frac{\partial \mu}{\partial \beta}, \quad \frac{\partial c}{\partial \alpha} = \frac{\partial c}{\partial \mu} \frac{\partial \mu}{\partial \alpha} \quad (2.25)$$

Merujuk pada Ulum (2016) turunan pertama fungsi *ln-likelihood* terhadap masing-masing parameternya adalah sebagai berikut.

$$\frac{\partial \ln L(.)}{\partial \beta_{1j}} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{(y_{1i} - \mu_{1i})}{\mu_{1i} (1 + \alpha_1 \mu_{1i})} \frac{\partial \mu_{1i}}{\partial \beta_{1j}} - \frac{\lambda (e^{-y_{2i}} - c_2)}{\left[1 + \lambda (e^{-y_{1i}} - c_1) (e^{-y_{2i}} - c_2) \right]} \frac{\partial c_1}{\partial \beta_{1j}} \right\} = 0$$

dimana $\frac{\partial \mu_{ki}}{\partial \beta_{kj}} = \mu_{ki} x_{ji}$ dan

$$\frac{\partial c_k}{\partial \beta_{kj}} = \frac{-(1 - e^{-1}) c \mu_{k1} x_j}{1 + (1 - e^{-1}) \alpha_k \mu_{k1}}, \quad j = 1, 2, \dots, p; \quad k = 1, 2$$

$$\frac{\partial \ln L(\cdot)}{\partial \beta_{2j}} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{y_{2i} - \mu_{2i}}{\mu_{2i}(1 + \alpha_2 \mu_{2i})} \frac{\partial \mu_{2i}}{\partial \beta_{2j}} - \frac{\lambda(e^{y_{1i}} - c_1)}{1 + \lambda(e^{y_{1i}} - c_1)(e^{y_{2i}} - c_2)} \frac{\partial c_2}{\partial \beta_{2j}} \right\} = 0$$

$$\frac{\partial \ln L(\cdot)}{\partial \alpha_1} = \sum_{i=1}^n \left\{ \alpha_1^{-2} \ln(\alpha_1) + \alpha_1^{-2} \left[\ln(\mu_{1i} + \alpha_1^{-1}) - 1 \right] + \frac{\alpha_1^{-2}(y_{1i} + \alpha_1^{-1})}{(\mu_{1i} + \alpha_1^{-1})} \right. \\ \left. - \sum_{t=0}^{y_{1i}-1} \frac{\alpha_1^{-2}}{\alpha_1^{-1} + t} - \frac{\lambda(e^{y_{2i}} - c_2)}{1 + \lambda(e^{y_{1i}} - c_1)\lambda(e^{y_{2i}} - c_2)} \frac{\partial c_1}{\partial \alpha_1} \right\} = 0$$

dimana

$$\frac{\partial c_k}{\partial \alpha_k} = \alpha_k^{-1} \left[\frac{\alpha_k^{-1} \ln(1 + (1 - e^{-1})\mu_{ki}\alpha_k) - (1 - e^{-1})\mu_{ki}}{(1 + (1 - e^{-1})\mu_{ki}\alpha_k)} \right] c_k, \quad k = 1, 2$$

$$\frac{\partial \ln L(\cdot)}{\partial \alpha_2} = \sum_{i=1}^n \left\{ \alpha_2^{-2} \ln(\alpha_2) + \alpha_2^{-2} \left[\ln(\mu_{2i} + \alpha_2^{-1}) - 1 \right] + \frac{\alpha_2^{-2}(y_{2i} + \alpha_2^{-1})}{(\mu_{2i} + \alpha_2^{-1})} \right. \\ \left. - \sum_{t=0}^{y_{1i}-1} \frac{\alpha_2^{-2}}{\alpha_2^{-1} + t} - \frac{\lambda(e^{-y_{1i}} - c_1)}{1 + \lambda(e^{-y_{1i}} - c_1)\lambda(e^{-y_{2i}} - c_2)} \frac{\partial c_2}{\partial \alpha_2} \right\} = 0$$

$$\frac{\partial \ln L(\cdot)}{\partial \lambda} = \sum_{i=1}^n \frac{(e^{-y_{1i}} - c_1)(e^{-y_{2i}} - c_2)}{1 + \lambda(e^{-y_{1i}} - c_1)(e^{-y_{2i}} - c_2)} = 0$$

Kelima persamaan di atas tidak dapat diselesaikan secara analitik, sehingga diselesaikan dengan iterasi *Newton – Raphson*. Iterasi berhenti hingga diperoleh nilai parameter konvergen.

Pada penjelasan sebelumnya, terdapat penyederhanaan persamaan sebagai berikut.

$$\frac{\Gamma(\alpha^{-1} + y)}{\Gamma(\alpha^{-1})} \text{ menjadi } \prod_{t=0}^{y-1} (\alpha^{-1} + t)$$

Dalam praktik penaksiran parameter, persamaan tersebut tidak disederhanakan, karena dalam perhitungan fungsi *ln-likelihood* lebih mudah dilakukan dalam bentuk *ln-Gamma* atau $\ln(\Gamma)$. Apabila menggunakan persamaan yang telah disederhanakan, program tidak akan berjalan terdapat nilai $y = 0$.

2.5.2 Pengujian Parameter Model *Bivariate Negative Binomial Regression*

Pengujian model *Bivariate Negative Binomial Regression* (BNBR) meliputi beberapa tahap, yaitu pengujian kesamaan model BNBR dan *Bivariate Poisson Regression* (BPR) dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Model BPR = BNBR

H_1 : Model BPR \neq BNBR

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$F = \frac{D_0/df_0}{D_1/df_1} \quad (2.26)$$

dimana D_0 dan df_0 masing-masing adalah nilai *Devians* dan derajat bebas pada pengujian serentak model BPR. Sedangkan D_1 dan df_1 adalah nilai *Devians* dan derajat bebas pada pengujian serentak model BNBR. Statistik F mengikuti distribusi F dengan derajat bebas (df_0, df_1) . Keputusan menolak H_0 apabila $F > F_{(\alpha; df_0; df_1)}$

atau $P\text{-value} < \alpha$.

Pengujian serentak model BNBR menggunakan metode *Likelihood Ratio Test* (LRT) dan hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut (McCullagh & Nelder, 1998).

H_0 : $\beta_{k1} = \beta_{k2} = \dots = \beta_{kj} = 0$; $j = 1, 2, \dots, p$; $k = 1, 2$

H_1 : minimal ada satu $\beta_{kj} \neq 0$

Statistik uji yang digunakan sebagai berikut

$$D = -2\ln(\Lambda) \quad \text{atau} \quad D = -2\ln\left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})}\right) \quad (2.27)$$

$$D = -2 \sum_{i=1}^n \left\{ \sum_{k=1}^2 \left[y_{ki} \ln \left(\frac{(\hat{\alpha}_k^{-1} + t) \hat{\mu}_{ki} (\hat{\alpha}_k^{-1} + \hat{\mu}_{ki})}{(\hat{\alpha}_k^{-1} + t) \hat{\mu}_{ki} (\hat{\alpha}_k^{-1} + \hat{\mu}_{ki})} \right) - \hat{\alpha}_k \ln \left[(\hat{\alpha}_k^{-1} + \hat{\mu}_{ki}) / \hat{\alpha}_k^{-1} \right] \right. \right. \\ \left. \left. \hat{\alpha}_k \ln \left[(\hat{\alpha}_k^{-1} + \hat{\mu}_{ki}) / \hat{\alpha}_k^{-1} \right] + \ln \left[\frac{1 + \hat{\lambda} (e^{-y_{1i}} - \hat{c}_1) (e^{-y_{2i}} - \hat{c}_2)}{1 + \hat{\lambda} (e^{-y_{1i}} - \hat{c}_1) (e^{-y_{2i}} - \hat{c}_2)} \right] \right] \right\} \quad (2.28)$$

Keputusan menolak H_0 apabila $D > \chi^2_{[\alpha; (b-a)]}$, dimana a adalah banyaknya parameter di bawah H_0 dan b merupakan banyaknya parameter di bawah model.

Pengujian akan dilanjutkan pada pengujian parsial apabila keputusan menolak H_0 . Pengujian ini dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_{kj} = 0$$

$$H_1 : \beta_{kj} \neq 0 \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2$$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$Z = \frac{\hat{\beta}_{kj}}{SE(\hat{\beta}_{kj})} \quad (2.29)$$

H_0 akan ditolak apabila $|Z| > Z_{(\alpha/2)}$ atau $P\text{-value} < \alpha$, dimana α adalah tingkat signifikansi yang digunakan 5%.

2.6 Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression (GWBNBR)

Model GWBNBR merupakan salah satu metode yang cukup efektif untuk menduga data yang memiliki heterogenitas spasial untuk data cacah yang memiliki overdispersi. Model GWBNBR adalah pengembangan dari regresi binomial negatif bivariat dengan menggunakan pembobot geografis pada penaksiran parameternya. GWBNBR akan menghasilkan pendugaan parameter lokal dengan masing-masing lokasi akan memiliki parameter yang berbeda-beda

(Ricardo & Carvalho, 2013). Bentuk persamaan GWBNBR adalah sebagai berikut.

$$(Y_1, Y_2) \sim BNB(\mu_1(u_i, v_i), \mu_2(u_i, v_i), \alpha_1(u_i, v_i), \alpha_2(u_i, v_i), \lambda(u_i, v_i)) \quad (2.30)$$

$$\ln(\mu_{ki}(u_i, v_i)) = \beta_{k0}^* + \sum_{j=1}^p \beta_{kj}^* x_{ji}; \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2 \quad (2.31)$$

atau

$$\mu_{ki}(u_i, v_i) = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_k^*) \quad (2.32)$$

dimana,

$$\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} 1 & x_{i1} & x_{i2} & \cdots & x_{ip} \end{bmatrix}^T$$

$$\boldsymbol{\beta}_k^* = \boldsymbol{\beta}_k(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} \beta_{k0}(u_i, v_i) & \beta_{k1}(u_i, v_i) & \cdots & \beta_{kp}(u_i, v_i) \end{bmatrix}^T$$

2.6.1 Penaksiran Parameter Model *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression* (GWBNBR)

Penaksiran parameter model GWBNBR menggunakan metode MLE, dimana metode ini menghasilkan penaksir parameter dengan cara memaksimumkan fungsi *ln-likelihood* lokal pada model BNBR dengan menambahkan pembobot geografis dari masing-masing lokasi. Untuk membedakan fungsi *ln-likelihood* lokal dengan BNBR, maka pada fungsi *ln-likelihood* lokal diberikan tanda (*) pada parameternya.

$$\ln L_i(\mu_1^*, \mu_2^*, \alpha_1^*, \alpha_2^*, \lambda^*) = Q_i^* \quad (2.33)$$

$$Q_i^* = \sum_{i=1}^n \left\{ \sum_{k=1}^2 \sum_{t=0}^{y_{ki}-1} \ln(\alpha_k^{*-1} + t) + y_{ki} \ln(\mu_{ki}^*) - \ln y_{ki}! - \alpha_k^{*-1} \ln(\alpha_k^*) \right. \\ \left. - (y_{ki} + \alpha_k^{*-1}) \ln(\alpha_k^{*-1} + \mu_{ki}^*) + \ln \left[1 + \lambda^* (e^{y_{1i}} - c_1^*) (e^{y_{2i}} - c_2^*) \right] \right\} w_{il} \quad (2.34)$$

Q_i^* merupakan fungsi *ln-likelihood* pada lokasi ke- i

$$\mu_{ki}^* = \mu_{ki}(u_i, v_i) = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_k^*) \text{ dengan } \boldsymbol{\beta}_k^* = \boldsymbol{\beta}_k(u_i, v_i)$$

$$\alpha_k^* = \alpha_k(u_i, v_i), \lambda^* = \lambda(u_i, v_i), c_k^* = \left(1 + \left(1 - e^{-1}\right) \alpha_k^* \mu_{ki}^*\right)$$

W_{il} adalah pembobot geografis lokasi i terhadap lokasi l .

Turunan pertama fungsi *ln-likelihood* terhadap masing-masing parameter berdasarkan hasil penurunan Ulum (2016) sebagai berikut.

$$\frac{\partial Q_i^*}{\partial \beta_{1j}^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{(y_{li} - \mu_{li}^*) x_{ji}}{(1 + \alpha_1^* \mu_{li}^*)} - \frac{\lambda^* (e^{-y_{2i}} - c_2^*)}{\left[1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)\right]} \frac{\partial c_1^*}{\partial \beta_{1j}^*} \right\} w_{il} = 0$$

$$\frac{\partial Q_i^*}{\partial \beta_{2j}^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{(y_{2i} - \mu_{2i}^*) x_{ji}}{(1 + \alpha_2^* \mu_{2i}^*)} - \frac{\lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*)}{\left[1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)\right]} \frac{\partial c_2^*}{\partial \beta_{2j}^*} \right\} w_{il} = 0$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial Q_i^*}{\partial \alpha_1^*} = \sum_{i=1}^n & \left\{ \sum_{t=0}^{y_{li}-1} \frac{-\alpha_1^{*-2}}{(\alpha_1^{*-1} + t)} + \alpha_1^{*-2} \ln \alpha_1^* + \alpha_1^{*-2} \left[\ln(\alpha_1^{*-1} + \mu_{li}^*) - 1 \right] \right. \\ & \left. + \frac{\alpha_1^{*-2} (y_{li} + \alpha_1^{*-1})}{(\alpha_1^{*-1} + \mu_{li}^*)} - \frac{\lambda^* (e^{-y_{2i}} - c_2^*)}{\left[1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)\right]} \frac{\partial c_1^*}{\partial \alpha_1^*} \right\} w_{il} = 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial Q_i^*}{\partial \alpha_2^*} = \sum_{i=1}^n & \left\{ \sum_{t=0}^{y_{li}-1} \frac{-\alpha_2^{*-2}}{(\alpha_2^{*-1} + t)} + \alpha_2^{*-2} \ln \alpha_2^* + \alpha_2^{*-2} \left[\ln(\alpha_2^{*-1} + \mu_{2i}^*) - 1 \right] \right. \\ & \left. + \frac{\alpha_2^{*-2} (y_{2i} + \alpha_2^{*-1})}{(\alpha_2^{*-1} + \mu_{2i}^*)} - \frac{\lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*)}{\left[1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)\right]} \frac{\partial c_2^*}{\partial \alpha_2^*} \right\} w_{il} = 0 \end{aligned}$$

$$\frac{\partial Q_i^*}{\partial \lambda^*} = \sum_{i=1}^n \frac{(e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)}{\left[1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)\right]} w_{il} = 0$$

Kelima persamaan tidak dapat diselesaikan secara analitik, sehingga perlu diselesaikan menggunakan metode iterasi *Newton-Raphson*.

Penaksiran parameter dilakukan dengan metode iterasi Newton-Raphson. Langkah-langkah penaksiran parameter dengan iterasi Newton-Raphson adalah sebagai berikut.

1. Menentukan *initial value* untuk masing-masing parameter yang akan diestimasi.

$$\hat{\theta}^{*(0)} = \left[\hat{\beta}_{10}^{*(0)} \quad \hat{\beta}_{11}^{*(0)} \quad \dots \quad \hat{\beta}_{1p}^{*(0)} \quad \hat{\alpha}_1^{*(0)} \quad \hat{\beta}_{20}^{*(0)} \quad \hat{\beta}_{21}^{*(0)} \quad \dots \quad \hat{\beta}_{2p}^{*(0)} \quad \hat{\alpha}_2^{*(0)} \quad \hat{\lambda}^{*(0)} \right]^T$$

2. Menentukan vektor gradien dengan mensubstitusikan turunan pertama fungsi *ln-likelihood* ke dalam persamaan berikut.

$$\mathbf{g}(\theta^*) = \left[\frac{\partial Q_i^*}{\partial \beta_1^*} \quad \frac{\partial Q_i^*}{\partial \alpha_1^*} \quad \frac{\partial Q_i^*}{\partial \beta_2^*} \quad \frac{\partial Q_i^*}{\partial \alpha_2^*} \quad \frac{\partial Q_i^*}{\partial \lambda^*} \right]^T$$

3. Membentuk matriks Hessian dengan mensubstitusikan turunan parsial kedua fungsi *ln-likelihood*.

$$\mathbf{H}(\theta^*) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \beta_1^* \partial \beta_1^*} & & & & \\ \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \alpha_1^* \partial \beta_1^*} & \frac{\partial^2 Q_i^*}{(\partial \alpha_1^*)^2} & & & \\ \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \beta_2^* \partial \beta_1^*} & \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \beta_2^* \partial \alpha_1^*} & \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \beta_2^* \partial \beta_2^*} & & \\ \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \alpha_2^* \partial \beta_1^*} & \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \alpha_2^* \partial \alpha_1^*} & \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \alpha_2^* \partial \beta_2^*} & \frac{\partial^2 Q_i^*}{(\partial \alpha_2^*)^2} & \\ \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \lambda^* \partial \beta_1^*} & \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \lambda^* \partial \alpha_1^*} & \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \lambda^* \partial \beta_2^*} & \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \lambda^* \partial \alpha_2^*} & \frac{\partial^2 Q_i^*}{(\partial \lambda^*)^2} \end{bmatrix} \quad \text{simetris}$$

4. Memasukkan nilai $\hat{\theta}^{*(0)}$ ke dalam vektor gradien dan matriks Hessian.
5. Dimulai dari $r = 0$, lakukan iterasi dengan persamaan sebagai berikut.

$$\hat{\theta}^{*(r+1)} = \hat{\theta}^{*(r)} - \mathbf{H}^{-1}(\hat{\theta}^{*(r)}) \mathbf{g}(\hat{\theta}^{*(r)})$$

Iterasi dilakukan untuk setiap lokasi dengan masing-masing pembobotnya.

6. Iterasi berhenti apabila selisih estimasi parameter pada dua iterasi terakhir sangat kecil, $\|\hat{\theta}^{*(r+1)} - \hat{\theta}^{*(r)}\| < \varepsilon, \varepsilon > 0$ dan sangat kecil. Kemudian lakukan kembali langkah 1 hingga 6 untuk semua lokasi (i).

2.6.2 Pengujian Parameter Model *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression* (GWBNBR)

Pengujian parameter untuk kebaikan model GWBNBR menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). Pengujian meliputi pengujian kesamaan model GWBNBR dan BNBR, pengujian serentak, dan parsial parameter model GWBNBR. Pengujian kesamaan model GWBNBR dengan model BNBR dan hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_{kj}^* = \beta_{kj}; j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_{kj}^* \neq \beta_{kj}$$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$F = \frac{D_0/df_0}{D_1/df_1} \quad (2.35)$$

Dimana $\beta_{kj}^* = \beta_{kj}(u_i, v_i)$, D_0 dan df_0 masing-masing adalah nilai *Devians* dan derajat bebas pada pengujian serentak model BNBR. Sedangkan D_1 dan df_1 adalah nilai *Devians* dan derajat bebas pada pengujian serentak model GWBNBR. Statistik F mengikuti distribusi F dengan derajat bebas (df_0, df_1). Keputusan menolak H_0 apabila $F > F_{(\alpha; df_0; df_1)}$ atau $P\text{-value} < \alpha$.

Pengujian serentak model GWBNBR dan hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut (McCullagh & Nelder, 1998).

$$H_0 : \beta_{k1}^* = \beta_{k2}^* = \dots = \beta_{kj}^* = 0; j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_{kj}^* \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan adalah

$$D_1 = -2\ln(\Lambda_1) \quad (2.36)$$

$$D_1 = -2 \sum_{i=1}^n \left\{ \sum_{k=1}^2 y_{ki} \ln \left[\frac{\left(\hat{\alpha}_k^{*-1} + t \right) \hat{\mu}_{ki}^* \left(\hat{\alpha}_k^{*-1} + \hat{\mu}_{ki}^* \right)}{\left(\hat{\alpha}_k^{*-1} + t \right) \hat{\mu}_{ki}^* \left(\hat{\alpha}_k^{*-1} + \hat{\mu}_{ki}^* \right)} \right] - \hat{\alpha}_k^* \ln \left[\left(\hat{\alpha}_k^{*-1} + \hat{\mu}_{ki}^* \right) / \hat{\alpha}_k^{*-1} \right] \right. \\ \left. \hat{\alpha}_k^* \ln \left[\left(\hat{\alpha}_k^{*-1} + \hat{\mu}_{ki}^* \right) / \hat{\alpha}_k^{*-1} \right] + \ln \left[\frac{\left[1 + \hat{\lambda}^* \left(e^{-y_{1i}} - \hat{c}_1^* \right) \left(e^{-y_{2i}} - \hat{c}_2^* \right) \right]}{\left[1 + \hat{\lambda}^* \left(e^{-y_{1i}} - \hat{c}_1^* \right) \left(e^{-y_{2i}} - \hat{c}_2^* \right) \right]} \right] \right\} \quad (2.37)$$

Keputusan menolak H_0 apabila $D_1 > \chi^2_{[\alpha; (b_1 - a_1)]}$, dimana a_1 adalah banyaknya parameter di bawah H_0 dan b_1 merupakan banyaknya parameter pada model lengkap.

Pengujian parsial dilakukan apabila keputusan yang diperoleh dari pengujian serentak adalah menolak H_0 . Hipotesis yang digunakan pada pengujian parsial sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_{kj}^* = 0$$

$$H_1 : \beta_{kj}^* \neq 0 \text{ dengan } j=1, 2, \dots, p; k=1, 2$$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$Z = \frac{\hat{\beta}_{kj}^*}{SE(\hat{\beta}_{kj}^*)} \quad (2.38)$$

Nilai *standar error* $SE(\hat{\beta}_{kj}^*)$ merupakan akar dari elemen diagonal utama pada minus invers matriks Hessian $(-\mathbf{H}^{-1}(\hat{\theta}^*))$ pada komponen yang mengandung $\hat{\beta}_{kj}^*$.

H_0 akan ditolak apabila $|Z| > Z_{(\alpha/2)}$ atau *P-value* $< \alpha$, dimana α adalah tingkat signifikansi yang digunakan.

2.7 Pemilihan Model Terbaik

Pemodelan diperlukan untuk mendapatkan hubungan yang menggambarkan variabel respon dan variabel prediktor. Ada

beberapa metode dalam menentukan model terbaik pada, *Geographically Weighted Poisson Bivariate Negative Binomial Regression*, salah satunya adalah *Akaike Information Criterion* (AIC). Menurut Bozdogan (2000) AIC didefinisikan sebagai berikut:

$$AIC = -2\ln L(\hat{\Omega}) + 2p \quad (2.39)$$

dimana $L(\hat{\Omega})$ adalah fungsi *likelihood* dibawah model, dan p adalah jumlah parameter. Model terbaik adalah model yang mempunyai nilai AIC terkecil.

2.8 Koefisien Korelasi

Menurut Walpole (1995) analisis korelasi adalah suatu metode analisis statistik yang digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan linier antara dua peubah demikian melalui sebuah bilangan yang disebut koefisien korelasi. Bila diberikan dua variabel yaitu Y_1 dan Y_2 , maka koefisien korelasi antar kedua variabel dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$r_{y_1 y_2} = \frac{n \sum_{i=1}^n y_{1i} y_{2i} - \sum_{i=1}^n y_{1i} \sum_{i=1}^n y_{2i}}{\sqrt{\left[n \sum_{i=1}^n y_{1i}^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_{1i} \right)^2 \right] \left[n \sum_{i=1}^n y_{2i}^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_{2i} \right)^2 \right]}} \quad (2.40)$$

Nilai koefisien korelasi berkisar antara -1 hingga 1 atau dapat ditulis $-1 \leq r_{y_1, y_2} \leq 1$. Semakin mendekati $|1|$ maka kedua variabel memiliki hubungan yang semakin kuat. Koefisien korelasi bertanda positif menunjukkan hubungan kedua variabel berbanding lurus, sedangkan bertanda negatif menunjukkan hubungan kedua variabel berbanding terbalik. Apabila nilai koefisien korelasi semakin mendekati nol, maka hubungan linier kedua variabel semakin kecil.

Pengujian koefisien korelasi antara variabel Y_1 dan Y_2 dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \rho = 0$ (tidak terdapat hubungan linier antara Y_1 dan Y_2)

$H_1 : \rho \neq 0$ (terdapat hubungan linier antara Y_1 dan Y_2)

Statistik uji yang digunakan adalah

$$t = \frac{r_{y_1 y_2} \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r_{y_1 y_2}^2}} \quad (2.41)$$

Kriteria keputusan adalah menolak H_0 apabila $|t| > t_{\left(n-2; \frac{\alpha}{2}\right)}$.

2.9 Pemeriksaan Multikolinearitas

Multikolinearitas adalah adanya hubungan linier antar variabel prediktor. Pendeteksian adanya multikolinearitas menurut Hocking (1996) adalah melihat nilai *Variance Inflation Factor* (*VIF*). Nilai *VIF* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}; j = 1, 2, \dots, k \quad (2.42)$$

dengan R_j^2 merupakan nilai koefisien determinasi untuk regresi variabel prediktor ke- j pada variabel prediktor lainnya dengan persamaan sebagai berikut.

$$R_j^2 = \frac{SSR}{SST} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.43)$$

Nilai R_j^2 berada diantara 0 sampai dengan 1 sehingga nilai *VIF* akan seiring dengan kenaikan koefisien determinasi. VIF_j akan bernilai 1 dan R_j^2 sama dengan 0 apabila variabel prediktor tidak saling berkorelasi linier. Nilai VIF_j bernilai lebih dari 10 maka hal tersebut menunjukkan adanya multikolinearitas. $VIF_j > 10$ menunjukkan bahwa koefisien determinasi diatas 0,90.

2.10 Pemeriksaan Overdispersi

Metode regresi Poisson mempunyai *equi-dispersion* yaitu kondisi dimana nilai mean dan varians dari variabel respon bernilai sama. Namun ada kalanya terjadi fenomena *over* atau *underdispersion* dalam data yang dimodelkan yaitu varians lebih besar atau lebih kecil dari mean. Taksiran dispersi diukur dengan varians atau *Pearson's Chi-Square* yang dibagi dengan derajat bebas. Data mengalami *overdispersion* apabila taksiran dispersi kurang dari 1 (Khoshgoftaar, Gao, & Szabo, 2004).

Menurut Astuti dan Yanagawa (2002), penggunaan model baku seperti *Poisson Regression* pada data yang mengalami *overdispersion* akan membawa konsekuensi pada nilai penduga bagi kesalahan baku yang lebih kecil (*underestimate*). Hal ini dapat mengakibatkan kesalahan (*misleading*) pada inferensia bagi parameter modelnya dimana dugaan parameter yang diperoleh menjadi tidak presisi. Oleh karena itu diperlukan metode regresi lain yang cocok untuk menyelesaikan *over* atau *underdispersion* pada data variabel respon.

Terdapat suatu model regresi *count* yang dapat mengatasi masalah *over* atau *under dispersion* dalam keadaan data dimana terdapat sedikit nilai 0. Model regresi *count* tersebut adalah *Negative Binomial* (NB) dan *Generalized Poisson* (GP). Pada penelitian ini, untuk menyelidiki kasus *overdispersion* dapat dilihat dari nilai means dan varians. Apabila nilai varians lebih besar daripada nilai means, maka dapat dikatakan terdapat *overdispersion*.

2.11 Heterogenitas Spasial (*Spatial Heterogeneity*)

Heterogenitas spasial menyebabkan perbedaan karakteristik antara satu titik pengamatan dengan lainnya atau varians antar lokasi yang tidak homogen. Kondisi seperti ini dapat dideteksi dengan melakukan pengujian *Glejser* (Anselin, 1988). Hipotesis yang digunakan pada pengujian ini adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \sum_1 = \sum_2 = \dots = \sum_n = \sum \quad (\text{variens antar lokasi homogen})$$

H_1 : minimal ada satu $\sum_i \neq \sum$ (varians antar lokasi heterogen),
 $i = 1, 2, \dots, n$

Statistik uji dapat dinyatakan sebagai berikut,

$$G = - \left(n - k - 1 - \frac{1}{2}(k+1) \right) \ln \left(\frac{|\sum \Omega|}{|\sum \omega|} \right) \quad (2.44)$$

dimana \sum_{ω} merupakan matriks varians kovarians di bawah H_0 dan \sum_{Ω} yaitu matriks varians kovarians dibawah populasi. H_0 ditolak apabila nilai $G > \chi^2_{\alpha;v}$, dimana $v = kp$, $k = 1, 2$ dan p merupakan banyak parameter.

2.12 Matriks Pembobot Geografis

Pemodelan regresi lokal berbasis titik (lokasi) memerlukan matriks pembobot, yaitu matriks pembobot geografis. Perhitungan elemen matriks ditentukan oleh jarak antar lokasi dan *bandwidth*. Pada penelitian ini menggunakan fungsi *adaptive bisquare kernel* untuk memperoleh nilai pembobot. Fungsi *adaptive bisquare kernel* dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$w_{il} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{il}}{b_i} \right)^2 \right)^2 & ; \text{ untuk } d_{il} < b_i \text{ dimana } i, l = 1, 2, \dots, n \\ 0 & ; \text{ untuk } d_{il} \geq b_i \end{cases} \quad (2.45)$$

$d_{il} = \sqrt{(u_i - u_l)^2 + (v_i - v_l)^2}$, d_{il} adalah jarak *euclidean* antara lokasi i terhadap l dan b_i merupakan *bandwidth* pada lokasi i . *Bandwidth* dapat diartikan sebagai radius yang telah ditetapkan sehingga suatu lokasi berpengaruh terhadap lokasi lain. Besar kecilnya *bandwidth* sangat berpengaruh pada varians dan bias dari model yang diperoleh. Salah satu kriteria dalam memnentukan *bandwidth* optimum adalah *Generalized Cross Validation* (GCV).

Bandwidth yang optimum dilihat dari nilai GCV yang minimum. Berikut ini adalah cara menghitung nilai GCV,

$$GCV = \min \left\{ n \sum_{i=1}^n \frac{[\mathbf{Y}_i - \hat{\mathbf{Y}}_{\neq i}(b)]^T [\mathbf{Y}_i - \hat{\mathbf{Y}}_{\neq i}(b)]}{(n - v_m)} \right\} \quad (2.46)$$

dimana,

$$v_m = \text{Tr} \begin{bmatrix} \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \\ \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \\ \vdots \\ \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_{38}, v_{38}) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_{38}, v_{38}) \end{bmatrix}$$

$\hat{\mathbf{Y}}_{\neq i}$ merupakan nilai penaksir y_i ketika pengamatan pada lokasi (u_i, v_i) tidak diikutsertakan dalam proses penaksiran.

2.13 Kusta dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhinya

Penyakit kusta atau *Morbus hansen* merupakan penyakit infeksi menular akibat bakteri tahan asam. Bakteri tersebut adalah *Mycobacterium leprae* yang diduga menyebar melalui *droplet*. Secara primer, bakteri ini menyerang saraf tepi dan secara sekunder menyerang kulit serta organ tubuh lainnya seperti selaput mukosa, testis, mata. Penyakit kusta merupakan penyakit yang dapat menyebabkan cacat permanen bahkan kematian bagi penderitanya (Sehgal, 2006). Laporan Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur (2013) menunjukkan bahwa *Morbus hansen* dapat menyebabkan disabilitas atau keterbatasan dalam melakukan kegiatan sehari-hari.

Penyakit kusta disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium leprae*, dimana mikrobakterium ini adalah kuman aerob, tidak membentuk spora, berbentuk batang, dikelilingi oleh membran sel lilin. Mikrobakterium ini berukuran panjang 1-8 *micro*, lebar 0,2-

0,5 *micro* biasanya berkelompok dan ada yang tersebar satu-satu. Selain itu, mikrobakterium ini hidup dalam sel dan bersifat tahan asam (BTA) atau garam positif. Bakteri kusta ini mengalami proses perkembangbiakan dalam waktu 2-3 minggu, ketahanan bakteri ini didalam tubuh manusia mampu bertahan 9 hari, di luar tubuh manusia kuman membelah dalam jangka 14-21 hari dengan masa inkubasi rata-rata 2 hingga 5 tahun bahkan juga dapat memakan waktu lebih dari 5 tahun. Setelah 5 tahun, tanda-tanda seseorang menderita penyakit kusta mulai muncul antara lain, kulit mengalami bercak putih, merah, rasa kesemutan bagian anggota tubuh hingga tidak berfungsi sebagaimana mestinya.

Tahap awal kusta, gejala yang timbul adalah kelainan warna kulit, dimana terjadi perubahan warna seperti hipopigmentasi (warna kulit menjadi lebih terang), hiperpigmentasi (warna kulit menjadi lebih gelap), dan eritematosa (kemerahan pada kulit), kemudian diikuti oleh gejala umum kusta lainnya. Kelompok yang beresiko tinggi terkena kusta adalah penduduk yang tinggal di daerah endemik dengan kondisi yang buruk seperti tempat tidur tidak memadai, air tidak bersih, asupan gizi buruk, dan adanya penyertaan penyakit lain seperti HIV yang dapat menekan sistem imun.

Ridley dan Jopling menunjukkan bahwa kusta dikelompokkan ke dalam 5 tipe berdasarkan histopatologis dan indeks bakteriologis, diantaranya *tuberculoid* (TT), *borderline tuberculoid* (BT), *mid-borderline* (BB), *borderline lepromatous* (BL), dan *lepromatous* (LL). Selain itu, WHO juga mengelompokkan kusta ke dalam 2 tipe berdasarkan banyaknya bercak kusta, jumlah kerusakan saraf tepi, dan keberadaan basil tahan asam, yaitu *pausibasiler* (PB) dan *multibasiler* (MB). Kusta tipe TT dan BT dalam pengelompokkan Ridley-Jopling termasuk dalam kusta MB, sedangkan kusta tipe peralihan (*borderline*) seperti tipe BT, BB, dan BL merupakan tipe kusta yang tidak stabil. Oleh karena itu, kusta tipe peralihan dapat beralih tipe menjadi kusta tipe PB dan MB (Department of Health and Family, 2010).

Menurut Blum (1981) status kesehatan akan tercapai secara optimal apabila keempat faktor mempunyai kondisi yang optimal. Faktor-faktor yang mempengaruhi status kesehatan adalah sebagai berikut.

1. Lingkungan

Lingkungan memiliki pengaruh terbesar terhadap status kesehatan. Pada umumnya, lingkungan digolongkan menjadi 2 yaitu berdasarkan aspek fisik dan aspek sosial. Lingkungan berdasarkan aspek fisik seperti sampah, air, udara, tanah, iklim, perumahan. Sedangkan lingkungan berdasarkan aspek sosial merupakan hasil interaksi antar manusia seperti kebudayaan, pendidikan, dan ekonomi.

2. Perilaku

Perilaku merupakan faktor kedua yang mempengaruhi derajat kesehatan masyarakat karena sehat atau tidak sehatnya lingkungan kesehatan individu, keluarga, dan masyarakat sangat tergantung pada perilaku manusia itu sendiri. Selain itu juga dipengaruhi oleh kebiasaan, adat istiadat, kepercayaan, dan perilaku lain yang melekat pada diri manusia.

3. Pelayanan Kesehatan

Pelayanan kesehatan merupakan faktor ketiga yang mempengaruhi status kesehatan masyarakat karena keberadaan fasilitas kesehatan sangat menentukan dalam pelayanan pemulihan kesehatan, pencegahan terhadap penyakit, pengobatan dan perawatan. Ketersediaan fasilitas kesehatan dipengaruhi oleh lokasi, apakah dapat dijangkau atau tidak. Selanjutnya adalah tenaga kesehatan pemberi pelayanan, informasi dan motivasi masyarakat untuk mendatangi fasilitas dalam memperoleh pelayanan serta program pelayanan kesehatan itu sendiri apakah sesuai dengan kebutuhan masyarakat.

4. Keturunan

Keturunan (genetik) merupakan faktor yang telah ada dalam diri manusia yang dibawa sejak lahir, misalnya dari golongan penyakit keturunan seperti diabetes melitus dan asma bronkial.

Berdasarkan teori Blum, faktor yang diduga mempengaruhi jumlah penderita kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur adalah sebagai berikut.

a. Penduduk Miskin

Menurut kriteria BPS, penduduk dikategorikan miskin apabila memenuhi minimal 9 dari 14 kriteria dibawah ini.

1. Luas lantai bangunan tempat tinggal kurang dari 8 m² per orang
2. Jenis lantai tempat tinggal terbuat dari tanah/bambu/kayu murahan
3. Jenis dinding tempat tinggal dari bambu/rumbia/kayu berkualitas rendah/tembok tanpa diplester
4. Tidak memiliki fasilitas buang air besar/bersama-sama dengan rumah tangga lain
5. Sumber penerangan rumah tangga tidak menggunakan listrik
6. Sumber air minum berasal dari sumur/mata air tidak terlindung/sungai/air hujan
7. Bahan bakar untuk memasak sehari-hari adalah kayu bakar/arang/minyak tanah
8. Hanya mengkonsumsi daging/susu/ayam satu kali dalam seminggu
9. Hanya membeli satu stel pakaian baru dalam setahun
10. Hanya sanggup makan sebanyak satu/dua kali dalam sehari
11. Tidak sanggup membayar biaya pengobatan di puskesmas/poliklinik
12. Sumber penghasilan kepala rumah tangga adalah petani dengan luas lahan 500 m², buruh tani, nelayan, buruh bangunan, buruh perkebunan dan atau pekerjaan lainnya dengan pendapatan dibawah Rp. 600.000 per bulan
13. Pendidikan tertinggi kepala rumah tangga tidak bersekolah/tidak tamat sSD/tamat SD
14. Tidak memiliki tabungan/barang yang mudah dijual dengan minimal harga Rp. 500.000 seperti sepeda motor kredit/non

kredit, emas, ternak, kapal motor, atau barang modal lainnya.

b. Rumah Tangga Berperilaku Hidup Bersih dan Sehat (PHBS)

PHBS adalah upaya untuk memberdayakan anggota rumah tangga agar tahu, mau dan mampu mempraktikkan perilaku hidup bersih dan sehat serta berperan aktif dalam gerakan kesehatan di masyarakat. Rumah tangga dapat dikategorikan ber-PHBS apabila memenuhi 10 kriteria yang ditetapkan oleh kementerian kesehatan yaitu persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, memberi bayi ASI eksklusif, menimbang bayi dan balita, menggunakan air bersih, mencuci tangan dengan air bersih dan sabun, menggunakan jamban sehat, memberantas jentik di rumah, makan buah dan sayur setiap hari, melakukan aktivitas fisik, dan tidak merokok di dalam rumah.

c. Rumah Sehat

Menurut Kemenkes (2012) dikategorikan rumah sehat apabila memenuhi tujuh kriteria yaitu (1) atap berplafon, (2) dinding permanen (tembok/papan), (3) jenis lantai bukan tanah, (4) tersedia jendela, (5) ventilasi cukup, (6) pencahayaan alami cukup, (7) tidak padat huni (lebih besar atau sama dengan 8 m² per orang).

d. Tempat Pengolahan Makanan (TPM) menurut Status Higien Sanitasi

Sanitasi makanan bertujuan untuk menjamin keamanan dan kemurnian makanan, mencegah konsumen dari penyakit, mencegah penjualan makanan yang akan merugikan pembeli. Prinsip dalam higiene dan sanitasi makanan adalah upaya praktis dan penyehatan makanan. Menurut Kemenkes RI (2012) prinsip-prinsip higiene sanitasi makanan adalah pemilihan bahan makanan, penyimpanan bahan makanan, pengolahan makanan, penyimpanan makanan, pengangkutan makanan, dan penyajian makanan.

e. Fasilitas Kesehatan

Fasilitas pelayanan kesehatan merupakan suatu alat dan/atau tempat yang digunakan untuk menyelenggarakan upaya pelayanan kesehatan, baik promotif, preventif, kuratif maupun rehabilitatif yang dilakukan oleh pemerintah pusat, pemerintah daerah, dan masyarakat. Jenis pelayanan kesehatan terdiri atas tempat praktik

mandiri tenaga kesehatan, pusat kesehatan masyarakat, klinik, rumah sakit, apotek, unit transfusi darah, laboratorium kesehatan, dan optikal, fasilitas pelayanan kedokteran untuk kepentingan hukum, dan fasilitas pelayanan kesehatan tradisional.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur dan Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2016. Unit penelitian berupa data setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur (38 Kabupaten/Kota).

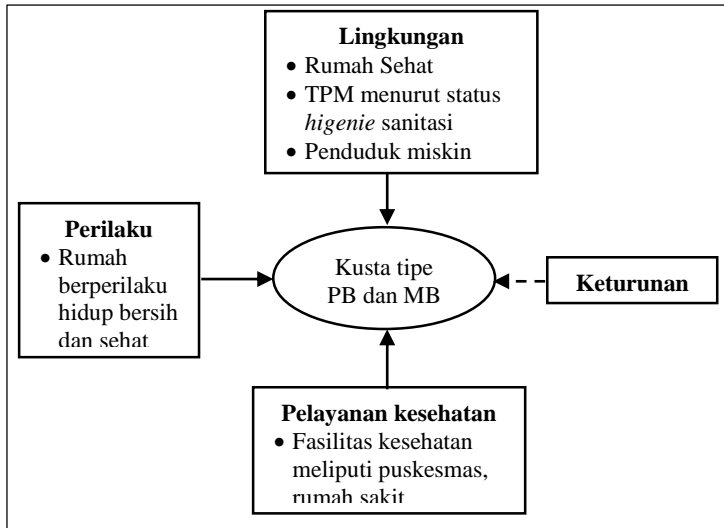


Sumber: https://id.wikipedia.org/wiki/Daftar_kabupaten_dan_kota_di_Jawa_Timur

Gambar 3.1 Peta Jawa Timur

3.2 Kerangka Konsep Penelitian

Kerangka konsep penelitian akan digunakan untuk menentukan variabel yang digunakan untuk menduga jumlah penderita kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur tahun 2016. Menurut Blum (1981) terdapat empat faktor yang mempengaruhi status kesehatan masyarakat atau perorangan. Keempat faktor tersebut diantaranya adalah faktor lingkungan, perilaku, pelayanan kesehatan dan faktor keturunan (genetik). Dengan merujuk teori Blum diperoleh kerangka konsep sebagai berikut.



Gambar 3.2 Kerangka Konsep Penelitian

Keterangan :

—————→ : indikator yang digunakan dalam penelitian

-----→ : indikator yang tidak digunakan dalam penelitian

Berdasarkan teori Blum, lingkungan dikategorikan menjadi 2 aspek yaitu aspek fisik dan sosial. Pada penelitian ini yang termasuk aspek fisik adalah rumah sehat dan TPM menurut *higienie* sanitasi sedangkan aspek sosialnya adalah penduduk miskin. Faktor perilaku tergantung dari kebiasaan diri sendiri dalam melakukan sesuatu. Perilaku yang dimaksud pada penelitian ini adalah kebiasaan rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat. Sedangkan pelayanan kesehatan pada penelitian ini adalah fasilitas kesehatan yang diberikan kepada pasien dalam pelayanan kesehatan. Faktor keturunan tidak digunakan pada penelitian ini karena kusta bukan merupakan penyakit genetik.

3.3 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 2 variabel respon (y) dan 5 variabel prediktor (x) dengan unit penelitian setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2016.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Tipe Data
Y_1	Jumlah penderita penyakit kusta tipe PB	Diskrit
Y_2	Jumlah penderita penyakit kusta tipe MB	Diskrit
X_1	Persentase penduduk miskin	Kontinu
X_2	Persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (PHBS)	Kontinu
X_3	Persentase rumah sehat	Kontinu
X_4	Persentase Tempat Pengolahan Makanan (TPM) menurut status <i>higienie</i> sanitasi	Kontinu
X_5	Rasio fasilitas kesehatan	Kontinu

Adapun definisi dari masing-masing variabel penelitian dan titik koordinat yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

- 1 Kusta PB (Y_1)
Seseorang dikategorikan positif menderita kusta tipe PB apabila terdapat 1-5 bercak kusta, terdapat 1 saraf tepi yang mengalami penebalan (ditandai oleh mati rasa atau lemah otot pada saraf yang bersangkutan), dan menunjukkan hasil BTA (-) pada kerokan jaringan kulit
- 2 Kusta MB (Y_2)
Seseorang dikategorikan positif menderita kusta MB apabila terdapat lebih dari 5 bercak kusta, lebih dari 1 saraf tepi yang mengalami penebalan, dan menunjukkan hasil BTA (+) pada kerokan jaringan kulit.
- 3 Persentase penduduk miskin (X_1)
Penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan dibawah garis kemiskinan. Cara memperoleh persentase penduduk miskin adalah jumlah penduduk miskin dibagi jumlah penduduk dikali 100%.

- 4 Persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (PHBS) (X_2)
 Cara memperoleh PHBS adalah jumlah rumah tangga ber-PHBS dipantau dibagi total rumah tangga dipantau dikali 100%.
- 5 Persentase rumah sehat (X_3)
 Persentase rumah sehat didapatkan dari jumlah rumah sehat diperiksa dibagi total rumah diperiksa atau dibina dikalikan 100%.
- 6 Persentase Tempat Pengolahan Makanan (TPM) menurut status *higienie* sanitasi (X_4)
 Persentase Tempat Pengolahan Makanan (TPM) menurut status *higienie* sanitasi diperoleh dari perbandingan antara jumlah TPM menurut status *higienie* sanitasi terhadap jumlah TPM yang ada dikali 100 pada setiap kabupaten/kota di Jawa Timur.
- 7 Rasio Fasilitas Kesehatan (X_5)
 Rasio fasilitas kesehatan diperoleh dari jumlah fasilitas kesehatan (puskesmas dan rumah sakit) terhadap jumlah penduduk dikali 100.000 setiap kabupaten/kota di Jawa Timur.
- 8 Koordinat lintang (u)
 Garis lintang merupakan garis khayal vertikal yang digunakan untuk menentukan suatu lokasi di permukaan bumi dan berkedudukan paralel terhadap garis khatulistiwa atau garis lintang 0^0 . Bagian di sebelah atas (utara) dari garis khatulistiwa disebut garis Lintang Utara (LU) dan di sebelah bawah (selatan) dari garis khatulistiwa disebut garis Lintang Selatan (LS)
- 9 Koordinat bujur (v)
 Garis bujur adalah garis maya yang ditarik dari kutub utara hingga kutub selatan atau sebaliknya. Garis ini membujur dan membagi bola bumi menjadi 2 bagian yaitu, bagian barat dan timur.

3.4 Struktur Data

Struktur data pada penelitian Jumlah Penderita Penyakit Kusta Tipe PB dan MB di Jawa Timur Tahun 2016 Dengan *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression* sebagai berikut.

Tabel 3.2 Struktur Data

No	Kabupaten/ Kota (lokasi)	u_i	v_i	Variabel Penelitian						
				Y ₁	Y ₂	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅
1	Pacitan	-7,36	111,53	2	19	15,49	61,9	70,34	52,49	4,89
2	Ponorogo	-7,24	111,26	8	46	11,75	57,4	74,25	56,4	4,26
3	Trenggalek	-7,12	113,15	1	13	13,24	33,3	93,97	66,52	3,76
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	Kota Batu	-7,49	112	0	1	4,48	28,7	80,25	78,46	4,94

Keterangan :

u_i : Koordinat lintang

v_i : Koordinat bujur

3.5 Langkah Analisis

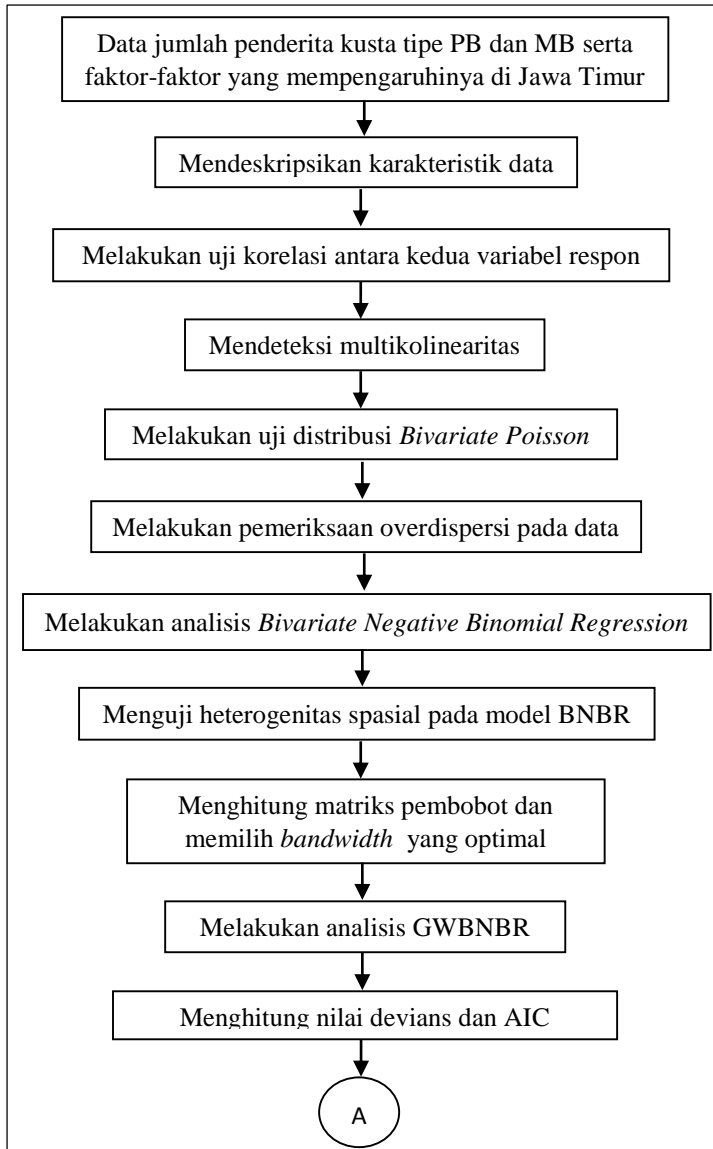
Langkah-langkah dalam analisis data adalah sebagai berikut.

- 1 Mendeskripsikan karakteristik jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB dan faktor-faktor yang mempengaruhi di Provinsi Jawa Timur tahun 2016 menggunakan pemetaan wilayah untuk masing-masing variabel.
- 2 Melakukan uji korelasi terhadap variabel respon yaitu jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB.
- 3 Mendeteksi kasus multikolinearitas antar variabel prediktor. Jika terdapat multikolinearitas, maka diatasi. Namun jika tidak terdapat multikolinearitas, maka lanjut ke analisis berikutnya.
- 4 Melakukan pengujian distribusi *Poisson Bivariate* terhadap data penelitian. Kemudian melakukan pemeriksaan dispersi terhadap model. Apabila data mengalami overdispersi maka analisis dilanjutkan dengan memodelkan *Bivariate Negative Binomial Regression*
- 5 Melakukan uji heterogenitas spasial pada model *Bivariate Negative Binomial Regression* dengan uji *Glejser*. Jika varians

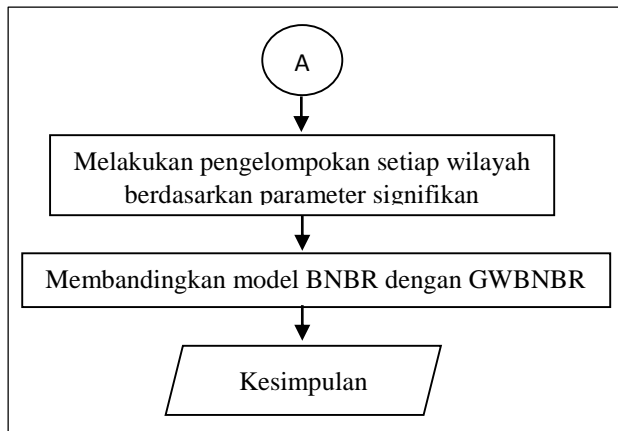
antar lokasi heterogen maka dilanjutkan dengan memodelkan data dengan *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression*. Namun jika varians antar lokasi homogen maka model yang tepat adalah model *Bivariate Negative Binomial Regression*.

- 6 Menghitung matriks pembobot dengan fungsi *adaptive bisquare kernel*.
- 7 Mendapatkan *Bandwidth* optimal untuk setiap lokasi pengamatan dengan menggunakan *Generalized Cross Validation*.
- 8 Memodelkan data dengan *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression* dengan 3 langkah sebagai berikut.
 - a. Menaksir parameter model GWBNBR menggunakan metode MLE.
 - b. Melakukan pengujian kesamaan parameter antara model GWBNBR dengan BNBR dengan uji F.
 - c. Melakukan pengujian hipotesis serentak dan parsial pada model GWBNBR
- 9 Menghitung devians dan AIC.
- 10 Melakukan pengelompokkan setiap wilayah berdasarkan parameter yang signifikan
- 11 Membandingkan model BNBR dan GWBNBR dengan menggunakan nilai devians dan AIC.
- 12 Membuat kesimpulan dari hasil analisis.

Berdasarkan langkah analisis, berikut diagram alir yang digunakan dalam penelitian ini pada Gambar 3.2.



Gambar 3.3 Diagram Langkah Analisis



Gambar 3.3 Diagram Langkah Analisis (lanjutan)

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dibahas mengenai karakteristik dari data jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur tahun 2016 beserta faktor-faktor yang diduga memengaruhinya. Karakteristik dari data tersebut meliputi pemetaan tematik dari masing-masing variabel, baik variabel respon maupun variabel prediktor. Selanjutnya adalah melakukan pemodelan menggunakan *Geographycally Weighted Bivariate Negative Binomial Regression* (GWBNBR).

4.1 Karakteristik Jumlah Penderita Penyakit Kusta Tipe PB dan MB di Jawa Timur tahun 2016 dan Faktor-Faktor yang mempengaruhinya

Jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB diduga dipengaruhi oleh kelima faktor diantaranya adalah persentase penduduk miskin, persentase penduduk berperilaku hidup bersih dan sehat (PHBS), persentase rumah sehat, persentase Tempat Pengolahan Makanan (TPM) menurut status higienie sanitasi, dan rasio fasilitas kesehatan. Berikut ini adalah karakteristik dan pola penyebaran jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB dan kelima faktor yang mempengaruhinya berdasarkan wilayah di Jawa Timur.

Tabel 4.1 Karakteristik Data

Variabel	Mean	Varians	Minimum	Maksimum
Y_1	9,05	215,73	0,00	67
Y_2	91,9	9827,1	0,00	403
X_1	11,875	23,372	4,33	24,11
X_2	49,64	218,41	19,40	75,10
X_3	66,70	394,36	6,69	93,97
X_4	62,01	384,73	7,22	86,47
X_5	3,963	2,379	2,32	9,49

Jika dibandingkan antara jumlah kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur, jumlah penderita kusta tipe MB lebih banyak dibandingkan tipe PB. Dimana Kabupaten Sumenep merupakan

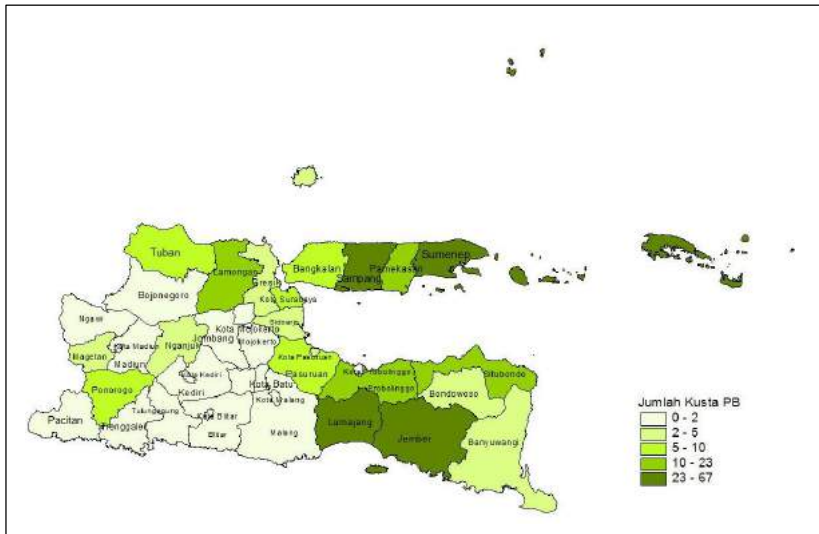
wilayah dengan jumlah penderita kusta tipe MB tertinggi yaitu 403 kasus. Sedangkan Kota Madiun adalah wilayah dengan jumlah kusta MB terendah.

Persentase rumah sehat merupakan variabel yang memiliki rata-rata tertinggi dibandingkan variabel persentase penduduk miskin, persentase rumah tangga ber-PHBS, dan persentase TPM menurut status *higienie* sanitasi. Persebaran persentase rumah sehat paling beragam jika dibandingkan dengan variabel prediktor lainnya karena memiliki varians paling tinggi. Kabupaten Sumenep merupakan wilayah dengan persentase rumah sehat terendah sedangkan Kabupaten Trenggalek adalah wilayah dengan persentase rumah sehat tertinggi.

Rata-rata rasio fasilitas kesehatan di Jawa Timur sebesar 3,963 per 100.000 penduduk. Kota Mojokerto merupakan wilayah yang memiliki rasio fasilitas kesehatan tertinggi di Jawa Timur sebesar 9,49 per 100.000 penduduk, sedangkan wilayah dengan rasio fasilitas kesehatan terendah terendah di Jawa Timur sebesar 2,32 per 100.000 penduduk yaitu Kabupaten Sampang.

4.1.1 Persebaran Jumlah Penderita Penyakit Kusta Tipe PB

Peta persebaran pada Gambar 4.1 menunjukkan bahwa karakteristik jumlah penderita kusta tipe PB di Jawa Timur sangat beragam. Kabupaten/kota yang memiliki jumlah penderita kusta relatif tinggi merupakan wilayah Madura dan sebagian wilayah Jawa Timur bagian tenggara, yang sering dikenal dengan Tapal Kuda. Sumenep merupakan kabupaten yang memiliki jumlah penderita kusta tipe PB tertinggi. Hal ini dikarenakan gaya hidup orang Madura yang kurang baik, jika ada seseorang menderita kusta maka lingkungan sekitar akan membiarkan dan mengucilkannya. Sehingga virus tersebut akan berkembang di lingkungan tersebut.

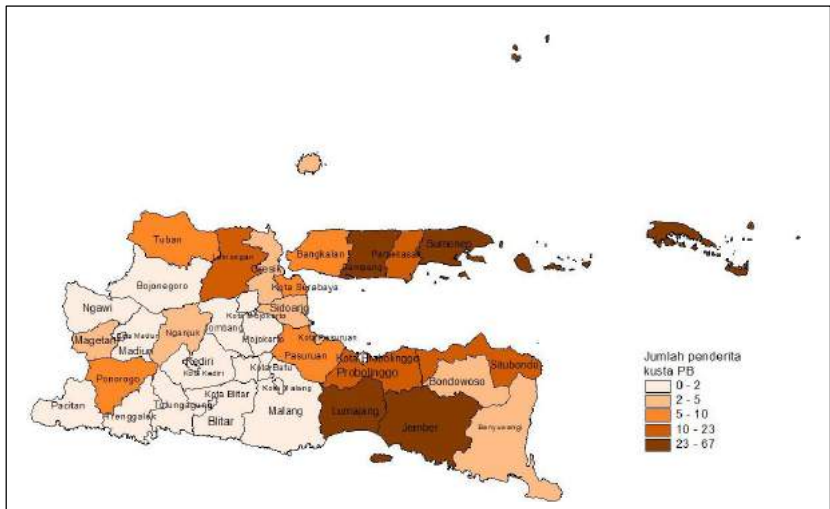


Gambar 4.1 Persebaran Jumlah Penderita Kusta Tipe PB

Selain itu, salah satu faktor penyebabnya adalah lama waktu pengobatan kusta yang cukup lama yaitu satu tahun tanpa putus, sehingga pasien merasa jenuh dan memilih mengakhiri pengobatan sebelum satu tahun. Akibatnya pengobatan pun menjadi gagal dan penderita harus mengulangi pengobatan dari awal.

4.1.2 Persebaran Jumlah Penderita Penyakit Kusta Tipe MB

Pola persebaran jumlah penderita kusta MB di Jawa Timur dapat dilihat pada Gambar 4.2. Karakteristik dari jumlah penderita kusta MB setiap wilayah di Jawa Timur sangat berbeda. Jika dilihat dari Gambar 4.2 sebagian besar wilayah di Jawa Timur memiliki jumlah penderita kusta MB relatif tinggi. Perlu diketahui bahwa Kabupaten Sumenep merupakan wilayah dengan jumlah penderita kusta tipe MB tertinggi di Jawa Timur yaitu 403 kasus. Setelah Sumenep, diikuti oleh Jember (312 kasus), Bangkalan (296 kasus), dan Probolinggo (266 kasus). Sedangkan Kota Madiun merupakan satu-satunya wilayah yang tidak memiliki jumlah penderita kusta tipe MB di Jawa Timur pada tahun 2016.



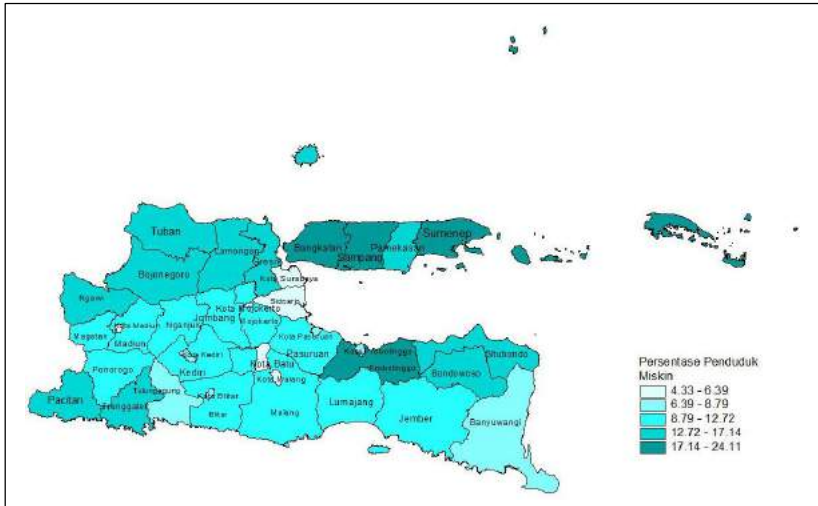
Gambar 4.2 Persebaran Jumlah Penderita Kusta Tipe MB

Hal ini dikarenakan kesadaran penduduk Kota Madiun dalam berperilaku hidup bersih dan sehat cukup tinggi, dan jika dilihat dari persentase penduduk miskin di Kota Madiun relatif rendah yaitu 5,16 persen. Namun pemerintah Kota Madiun harus berhati-hati karena dengan tidak ditemukannya penderita kusta MB bisa jadi dikarenakan petugas kesehatan kurang aktif mencari dan menemukan penderita kusta MB untuk ditanggulangi.

4.1.3 Persebaran Persentase Penduduk Miskin

Jawa Timur merupakan salah satu provinsi yang jumlah penduduknya relatif tinggi dan upaya pembangunan daerah cukup maju, namun tak terlepas dari adanya kondisi penduduk miskin. Berdasarkan Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa karakteristik penduduk miskin setiap wilayah di Jawa Timur cukup beragam. Sebagian besar wilayah memiliki penduduk miskin yang relatif cukup rendah artinya sebagian besar wilayah sudah cukup sejahtera dalam mencukupi kebutuhan sehari-harinya. Kota Malang merupakan wilayah dengan penduduk miskin terendah (4,33 persen) di Jawa Timur. Sedangkan Kabupaten Sampang

merupakan wilayah dengan persentase penduduk miskin tertinggi di Jawa Timur yaitu 24,11 persen.



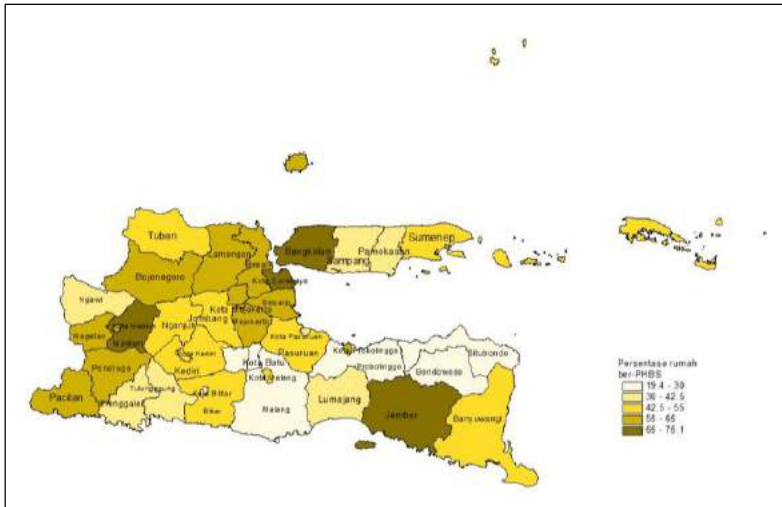
Gambar 4.3 Persebaran Persentase Penduduk Miskin di Jawa Timur

Menurut Kasi Statistik Sosial BPS Kabupaten Sampang, tingginya persentase penduduk miskin dikarenakan beberapa faktor yaitu karena minimnya lapangan pekerjaan dan rendahnya mutu pendidikan. Perlu diketahui sebagian besar penduduk yang termasuk dalam kategori miskin belum tamat sekolah dasar sehingga mereka sulit untuk mendapatkan pekerjaan yang lebih layak untuk meningkatkan pendapatannya.

4.1.4 Persebaran Persentase Rumah Berperilaku Hidup Bersih dan Sehat (PHBS)

Perilaku hidup bersih dan sehat sangat diperlukan agar kesehatan tubuh menjadi lebih baik. Pola persebaran rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat di Jawa Timur adalah sebagai berikut. Gambar 4.4 menunjukkan bahwa karakteristik persentase rumah tangga ber-PHBS di Jawa Timur berbeda di setiap wilayahnya. Dapat dilihat bahwa persentase rumah tangga ber-PHBS di sebagian besar wilayah di Jawa Timur relatif tinggi.

Wilayah dengan persentase penduduk ber-PHBS terendah adalah Kabupaten Bondowoso sebesar 19,4 persen sedangkan tertinggi adalah Kota Surabaya sebesar 75,1 persen.

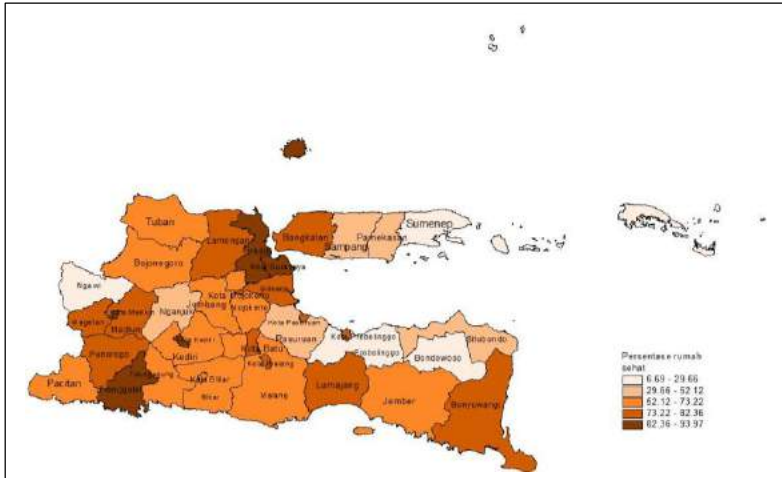


Gambar 4.4 Persebaran Persentase Rumah Ber-PHBS

Wilayah yang termasuk dalam kelompok 5 atau wilayah dengan persentase penduduk ber-PHBS sangat tinggi diantaranya adalah Kabupaten Bangkalan, Kota Surabaya, Kabupaten Madiun, dan Kabupaten Jember. Rumah ber-PHBS dapat mengurangi resiko terkena penyakit menular melalui kondisi lingkungan seperti penyakit kusta. Hal tersebut dikarenakan perilaku hidup bersih dan sehat memiliki sanitasi yang baik sehingga dapat meminimalisir berkembangnya virus dan bakteri. Secara keseluruhan, sebagian besar rumah ber-PHBS di Jawa Timur masih jauh dari target renstra 2014-2019 sebesar 70 persen.

4.1.5 Persebaran Persentase Rumah Sehat

Persebaran persentase rumah sehat di Jawa Timur dapat dilihat pada Gambar 4.5 sebagai berikut.

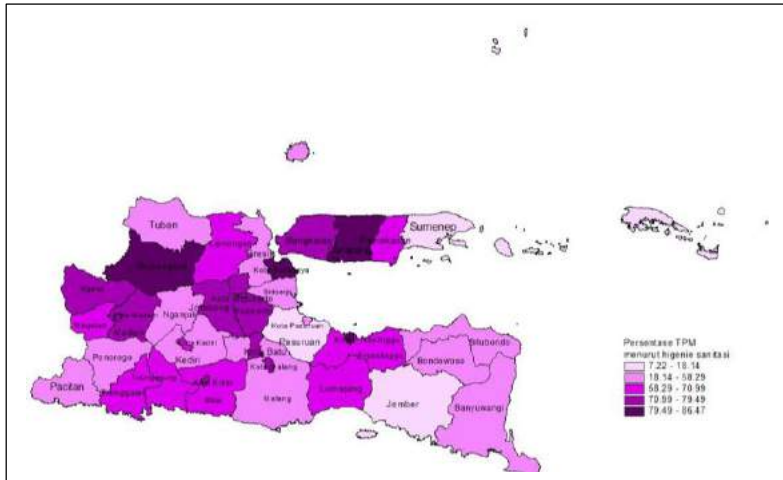


Gambar 4.5 Persebaran Persentase Rumah Sehat

Gambar 4.5 menunjukkan bahwa karakteristik persentase rumah sehat tiap wilayah di Jawa Timur berbeda-beda. Jika dibandingkan dengan variabel prediktor lainnya variabel persentase rumah sehat memiliki varians paling tinggi artinya pola persebarannya paling beragam diantara 4 prediktor lainnya. Perlu diketahui bahwa wilayah dengan persentase rumah sehat rendah berada di wilayah Madura dan wilayah Tapal Kuda. Tidak heran lagi jika jumlah penderita kusta di wilayah Madura dan Tapal Kuda relatif tinggi karena persentase rumah sehat di wilayah tersebut sangat rendah. Jika lingkungan tidak bersih dan sehat, maka virus dan bakteri akan mudah berkembang. Sedangkan wilayah dengan persentase rumah sehat tertinggi diantaranya Kabupaten Gresik, Kota Surabaya, Kota Kediri, Kota Madiun, dan Kabupaten Trenggalek.

4.1.6 Persebaran Persentase Tempat Pengolahan Makanan (TPM) Menurut Status *Higienie* Sanitasi

Penyebaran persentase TPM menurut status *higienie* sanitasi di Jawa Timur adalah sebagai berikut.



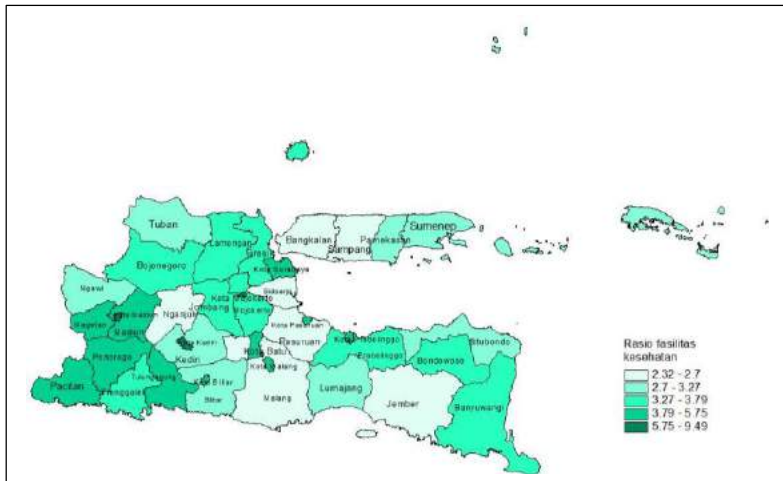
Gambar 4.6 Persebaran Persentase TPM Menurut Status *Higienie* Sanitasi

Karakteristik persentase TPM menurut status *higienie* sanitasi setiap kabupaten/kota di Jawa Timur berbeda-beda. Sebagian wilayah Madura dan Tapal Kuda memiliki persentase TPM menurut status *higienie* sanitasi yang rendah. Lingkungan dengan sanitasi buruk dan kebersihan kurang, maka bakteri akan mampu menyebar melalui kontak dalam kurun waktu lama. Kabupaten Jember, Kabupaten Pasuruan dan Kabupaten Sumenep merupakan kelompok wilayah dengan persentase TPM menurut status *higienie* sanitasi terendah (kelompok 1) dengan interval 7,22 hingga 18,14 persen. Sedangkan wilayah dengan persentase TPM menurut status *higienie* sanitasi tertinggi (kelompok 5) diantaranya Kabupaten Sampang, Kota Surabaya, Bojonegoro, Kota Probolinggo.

4.1.7 Persebaran Rasio Fasilitas Kesehatan

Rasio fasilitas kesehatan merupakan perbandingan jumlah fasilitas kesehatan terhadap jumlah penduduk dikalikan 100.000 ditiap kabupaten/kota di Jawa Timur. Untuk mengetahui

persebaran rasio fasilitas kesehatan dapat dilihat pada Gambar 4.7 berikut.



Gambar 4.7 Persebaran Rasio Fasilitas Kesehatan

Sebagian besar kabupaten di Jawa Timur memiliki rasio fasilitas kesehatan rendah sedangkan semua kota di Jawa Timur memiliki rasio fasilitas kesehatan tinggi. Jika dilihat wilayah Madura dan Tapal Kuda memiliki rasio fasilitas kesehatan sangat rendah sehingga tidak heran lagi jika jumlah penderita kusta di wilayah tersebut sangat tinggi. Akses terhadap pelayanan kesehatan yang meliputi keterjangkauan lokasi tempat pelayanan dan jenis pelayanan yang tersedia adalah komponen penting dalam upaya pengobatan penyakit kusta.

4.2 Pemodelan Jumlah Penderita Penyakit Kusta Tipe PB dan MB di Jawa Timur Tahun 2016 dengan *Geographically Weighted Biivariate Negative Binomial Regression*

Jumlah Penderita Penyakit Kusta Tipe PB dan MB di Jawa Timur merupakan data *count* sehingga pembentukan model menggunakan regresi Poisson. Namun pada penelitian ini terdapat

2 variabel respon yang saling dependen, oleh karena itu menggunakan *Bivariate Poisson Regression*. Pada penelitian ini diduga terdapat kasus overdispersi dan spasial sehingga metode yang sesuai digunakan adalah *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression*.

4.2.1 Pengujian Korelasi Antar Variabel Respon

Analisis regresi bivariat mengasumsikan adanya dependensi antar variabel respon. Koefisien korelasi antar variabel respon dapat menunjukkan apakah jumlah penderita kusta tipe PB berhubungan dengan jumlah penderita kusta tipe MB. Berikut adalah output dari koefisien korelasi dan statistik uji dari pengujian korelasi antar variabel respon.

Tabel 4.2 Output Pengujian Korelasi Antar Variabel Respon

Koefisien Korelasi	t_{hitung}	$t_{(\alpha/2; n-2)}$
0,779	7,4543	2,339

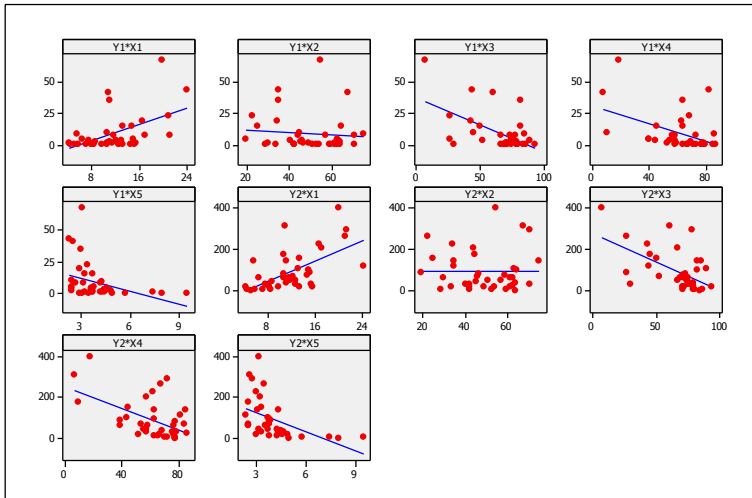
Tabel 4.1 menunjukkan bahwa nilai koefisien korelasi sebesar 0,779 yang terbilang cukup tinggi. Selain itu, dapat diketahui bahwa t_{hitung} sebesar 7,4543 yang nilainya lebih besar daripada $t_{(\alpha/2; n-2)}$ yaitu 2,339. Sehingga pada taraf signifikan 5% dapat diputuskan menolak H_0 yang berarti terdapat hubungan yang signifikan antara jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur tahun 2016. Selain itu dapat dilihat korelasi antara variabel prediktor dan variabel respon

Tabel 4.3 Koefisien Korelasi Antara Variabel Prediktor dengan Variabel Respon

Variabel	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
Y_1	0,527	-0,099	-0,555	-0,462	-0,366
Y_2	0,615	-0,012	-0,560	-0,524	-0,488

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa korelasi antara variabel X_1 dengan kedua variabel respon kuat dan berkorelasi positif sedangkan korelasi variabel prediktor lainnya dengan kedua variabel respon berkorelasi negatif. Jika dilihat dari besarnya hanya variabel X_2 yang memiliki hubungan sangat lemah dengan

kedua variabel respon. Pemeriksaan korelasi dilakukan dengan melihat pola hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon pada *scatter plot* disajikan pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 *Scatter Plot* Antara Variabel Respon dan Variabel Prediktor

Gambar 4.8 menunjukkan bahwa pola hubungan positif antara variabel Y_1 dan Y_2 dengan X_1 , sedangkan pola hubungan antara variabel Y_1 dan Y_2 dengan variabel prediktor lainnya adalah pola hubungan negatif. Namun hubungan variabel prediktor dan variabel respon pada model regresi yang digunakan dalam penelitian ini bukan berupa hubungan linear, sehingga hasil *plot* mungkin berbeda dengan hasil pemodelan.

4.2.2 Pengujian Distribusi *Bivariate Poisson*

Analisis *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression* mengasumsikan bahwa variabel respon yang digunakan mengikuti distribusi *bivariate poisson*. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ untuk Y_1 dan Y_2

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ untuk Y_1 dan Y_2

Output dari pengujian distribusi *bivariate poisson* adalah sebagai berikut.

Tabel 4.4 Output Pengujian Distribusi *Bivariate Poisson*

I_B	$\chi^2_{(0,05;73)}$
72,83	93,945

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa nilai I_B sebesar 72,83 lebih kecil dibandingkan $\chi^2_{(0,05;73)}$ sebesar 93,945. Sehingga pada taraf signifikan 5% dapat diputuskan gagal menolak H_0 artinya kedua variabel respon (Y_1 dan Y_2) mengikuti distribusi *bivariate poisson*.

4.2.3 Pemeriksaan Multikolinearitas

Keberadaan multikolinearitas dapat dideteksi dengan melihat besaran nilai *Variance Inflation Factor (VIF)*. Apabila nilai *VIF* lebih besar dari 10 maka dapat dikatakan terdapat multikolinearitas.

Table 4.5 Pemeriksaan Multikolinearitas

Variabel Prediktor	R^2	<i>VIF</i>
X_1	0,478	1,916
X_2	0,221	1,284
X_3	0,545	2,198
X_4	0,3	1,429
X_5	0,367	1,579

Berdasarkan Tabel 4.5 seluruh variabel prediktor mempunyai nilai *VIF* kurang dari 10, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat kasus multikolinearitas pada 5 variabel prediktor yang digunakan. Oleh karena itu, semua variabel prediktor dapat digunakan dalam pemodelan *Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial Regression*.

4.2.4 Pemodelan *Bivariate Negative Binomial Regression*

Bivariate Negative Binomial Regression merupakan suatu metode untuk menangani masalah *overdispersion*. Pada jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB, pendeteksian *overdispersion* dapat dilihat dari nilai mean dan varian pada sub bab 4.1 dimana varian lebih besar dari nilai mean. Berikut pengujian serentak dan parsial pada jumlah penderita kusta di Jawa Timur.

$$H_0 : \beta_{k1} = \beta_{k2} = \dots = \beta_{kj} = 0; j = 1, 2, \dots, 5; k = 1, 2$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_{kj} \neq 0$$

Hasil dari pengujian serentak pada parameter model BNBR adalah sebagai berikut.

Tabel 4.6 Output Uji Serentak Parameter BNBR

D	df	$\chi^2_{(\alpha; df)}$	P-value
22,856	10	18,30704	0,05

Diperoleh nilai devians (D) sebesar 22,856 dengan taraf signifikan 5% menghasilkan $\chi^2_{(\alpha; df)}$ yaitu 18,30704. Karena nilai

D lebih dari nilai $\chi^2_{(0,05;10)}$ maka dapat diputuskan menolak H_0 sehingga minimal ada satu variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur tahun 2016. Pengujian akan dilanjutkan pada pengujian parsial karena keputusan menolak H_0 .

$$H_0 : \beta_{kj} = 0$$

$$H_1 : \beta_{kj} \neq 0 \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, 5; k = 1, 2$$

Berikut ini adalah hasil dari pengujian parsial pada parameter model BNBR.

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikan 5% terdapat 3 variabel prediktor yang memiliki Z_{hitung} lebih besar daripada $Z_{\alpha/2} = 1,96$ dan p-value kurang dari α . Sehingga dapat

diputuskan menolak H_0 artinya variabel prediktor tersebut berpengaruh signifikan terhadap jumlah penderita kusta tipe PB.

Tabel 4.7 *Output* Penaksiran Parameter BNBR pada Jumlah Penderita Kusta Tipe PB di Jawa Timur Tahun 2016

Parameter	Jumlah penderita kusta PB			
	Penaksiran	SE	Z_{hitung}	P-value
β_0	-0,9993	1,9639	-0,5088	0,6109
β_1	0,2391	0,0699	3,4195	0,0006
β_2	0,0279	0,0120	2,3172	0,0205
β_3	0,0233	0,0138	1,6888	0,0912
β_4	-0,0068	0,0102	-0,6598	0,5094
β_5	-0,7299	0,2612	-2,7946	0,0052

Variabel prediktor yang signifikan adalah persentase penduduk miskin (X_1), persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (X_2), dan rasio fasilitas kesehatan (X_5).

Berikut ini adalah hasil penaksiran parameter *bivariate negative binomial regression* pada jumlah penderita kusta tipe MB di Jawa Timur tahun 2016 sebagaimana Tabel 4.8.

Tabel 4.8 *Output* Penaksiran Parameter BNBR pada Jumlah Penderita Kusta Tipe MB di Jawa Timur

Parameter	Jumlah penderita kusta MB			
	Penaksiran	SE	Z_{hitung}	P-value
β_0	-1,9814	3,7549	-0,5277	0,5977
β_1	0,3237	0,1304	2,4826	0,0130
β_2	0,0329	0,0049	6,7412	$1,57 \cdot 10^{-11}$
β_3	0,0325	0,0209	1,5555	0,1198
β_4	-0,0169	0,0059	-2,8549	0,0043
β_5	-0,0790	0,2574	-0,3070	0,7588

Berdasarkan Tabel 4.8 terlihat bahwa dengan taraf signifikan 5% terdapat 3 variabel prediktor dimana nilai Z_{hitung} lebih besar daripada $Z_{\alpha/2} = 1,96$ dan p-value kurang dari α . Variabel

prediktor tersebut diantaranya adalah persentase penduduk miskin (X_1), persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (X_2), dan persentase tempat pengolahan makanan (TPM) menurut *higienie* sanitasi (X_4). Sehingga dapat diputuskan menolak H_0 artinya variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap jumlah penderita kusta tipe MB di Jawa Timur tahun 2016. Sehingga dari hasil semua penaksiran parameter diperoleh model sebagai berikut.

Berdasarkan Tabel 4.7 dan 4.8 maka model *negative binomial regression* pada jumlah penderita kusta tipe PB dan MB di Jawa Timur adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\hat{\mu}_1 &= \exp(-0,9993 + 0,2391X_1 + 0,0279X_2 + 0,0233X_3 \\ &\quad - 0,0068X_4 - 0,7299X_5) \\ \hat{\mu}_2 &= \exp(-1,9814 + 0,3237X_1 + 0,0329X_2 + 0,0325X_3 \\ &\quad - 0,0169X_4 - 0,0790X_5)\end{aligned}$$

Pengaruh penduduk miskin terhadap jumlah penderita kusta tipe PB di Jawa Timur, berdasarkan nilai koefisien β_{11} sebesar 0,2391, artinya setiap penambahan 1% penduduk miskin akan menaikkan jumlah penderita kusta tipe PB menjadi $\exp(0,2391) = 1,27$ kali lipat dari jumlah penderita kusta tipe PB sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan. Sedangkan pada kusta MB, setiap penambahan 1% penduduk miskin akan menaikkan jumlah penderita kusta tipe MB menjadi 1,38 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan.

Pengaruh persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (PHBS) terhadap jumlah penderita kusta PB di Jawa Timur, dengan nilai koefisien β_{12} sebesar 0,0279, artinya setiap penambahan 1% rumah tangga ber-PHBS akan menaikkan jumlah penderita kusta PB menjadi 1,03 kali lipat dari jumlah penderita kusta PB sebelumnya, dengan asumsi variabel lain konstan. pada kusta MB, menaikkan jumlah penderita kusta MB menjadi 1,0334

kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan.

Selain itu pengaruh persentase rumah sehat terhadap jumlah penderita kusta PB di Jawa Timur dapat dilihat dari koefisien β_{13} sebesar 0,0233, artinya setiap penambahan 1% rumah sehat akan menaikkan jumlah penderita kusta PB menjadi 1,02 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan syarat variabel lain konstan. sedangkan pada kusta MB, setiap penambahan 1% rumah sehat akan menaikkan jumlah penderita kusta MB menjadi 1,033 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan syarat variabel lain konstan.

Pengaruh persentase TPM menurut status *higienie* sanitasi terhadap jumlah penderita kusta PB di Jawa Timur, dengan koefisien β_{14} sebesar -0,0068 artinya setiap penambahan 1% TPM menurut status *higienie* sanitasi akan menurunkan jumlah penderita kusta PB 0,99 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan syarat variabel lain konstan. Pada jumlah penderita kusta MB, setiap penambahan 1% TPM menurut status *higienie* sanitasi akan menurunkan jumlah penderita kusta MB 0,98 kali lipat sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan.

Selanjutnya pengaruh rasio fasilitas kesehatan terhadap jumlah penderita kusta PB di Jawa Timur. Koefisien β_{15} sebesar -0,7299 artinya setiap penambahan 1 satuan rasio fasilitas kesehatan akan menurunkan jumlah penderita kusta PB di Jawa Timur 0,48 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan syarat variabel lainnya konstan. Sedangkan pada kusta MB, setiap penambahan 1 satuan rasio fasilitas kesehatan akan menurunkan jumlah penderita kusta MB di Jawa Timur 0,92 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan.

4.2.5 Pengujian Heterogenitas Spasial

Perbedaan karakteristik antar wilayah yang satu dengan wilayah yang lain menyebabkan terjadinya heterogenitas atau

keragaman spasial. Adanya keragaman spasial pada data jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan MB serta faktor-faktor yang mempengaruhinya diidentifikasi dengan menggunakan uji Glejser.

Tabel 4.9 *Output Uji Glejser*

Statistik	Nilai
G	230,7687
v	12
$\chi^2_{\alpha,v}$	21,0261
$P\text{-value}$	0,0145

Tabel 4.9 menunjukkan bahwa nilai G sebesar 230,7687 lebih besar daripada $\chi^2_{0,05;12}$ yaitu 21,0261. Selain itu dapat diketahui $P\text{-value}$ sebesar 0,0145 yang nilainya lebih kecil dari α 5%. Sehingga dapat diputuskan menolak H_0 artinya jumlah penderita penyakit kusta tipe PB dan Mb di Jawa Timur mempunyai heterogenitas atau keragaman spasial antar wilayah.

4.2.6 *Pemodelan Geographically Weighted Bivariate Negative Binomial regression*

Model GWBNBR merupakan perluasan dari BNBR, dengan menggunakan matriks pembobot geografis, penaksiran parameter untuk tiap lokasi dilakukan dengan mencari titik maksimum fungsi *likelihood* yang telah dikalikan matriks pembobot. Setelah melakukan uji heterogenitas spasial, selanjutnya melakukan pengujian kesamaan antara model lokal (GWBNBR) dan model global (BNBR). Hasil pengujian kesamaan disajikan pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 *Uji Kesamaan Model BNBR dan GWBNBR*

F	$F_{(0,05;10;10)}$	$p\text{-value}$
1,6467	2,9782	0,2220

Tabel 4.10 menunjukkan bahwa nilai F sebesar 1,6467 lebih kecil daripada nilai $F_{(0,05;10;10)}$ yaitu 2,9782. Selain itu dapat diketahui $p\text{-value}$ 0,222 lebih besar daripada taraf signifikan 0,05. Maka dari itu, dengan menggunakan taraf signifikan 5% dapat

diputuskan gagal menolak H_0 artinya model lokal (GWBNBR) tidak berbeda signifikan dengan model global (BNBR), sehingga model global sudah cukup memadai. Namun pemodelan GWBNBR akan tetap dilanjutkan untuk menunjukkan sejauh mana kinerja model lokal dibandingkan model global.

Tahapan selanjutnya adalah menguji serentak parameter model GWBNBR dan hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Uji Serentak Parameter Model GWBNBR

D	df	$\chi^2_{(\alpha;df)}$	P-value
13,8802	10	18,30704	0,1785

Hasil pengujian menunjukkan bahwa diperoleh nilai D sebesar 13,8802 yang nilainya lebih kecil dibandingkan dengan $\chi^2_{(\alpha;df)}$ sebesar 18,30704. Selain itu diperoleh p-value sebesar 0,1785 yang nilainya lebih besar daripada taraf signifikan 0,05. Sehingga dapat diputuskan dengan menggunakan taraf signifikan 5% gagal menolak H_0 . Artinya variabel prediktor tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah penderita kusta tipe PB dan MB di setiap kabupaten/kota di Jawa Timur. Namun demikian, pengujian tetap dilanjutkan pada pengujian parameter model GWBNBR secara parsial.

Pengujian parameter model GWBNBR secara parsial dilakukan untuk mengetahui parameter-parameter yang signifikan di setiap wilayah. Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh parameter yang signifikan berbeda-beda untuk setiap kabupaten/kota dan diperoleh 38 model. Hasil estimasi parameter GWBNBR dapat dilihat pada Lampiran 17.

Berdasarkan pengujian parameter secara parsial, sebagai contoh akan disajikan pengujian parameter pada lokasi (u_{37} , v_{37}) yaitu Kota Surabaya.

Tabel 4.12 Pengujian Parameter Model GWBNBR di Kota Surabaya dengan Pembobot *Adaptive* Bisquare Kernel pada Kusta PB

Parameter	Jumlah penderita kusta PB			
	Penaksiran	SE	Z_{hitung}	P-value
β_0	-1,5889	3,6099	-0,4402	0,6598
β_1	0,2444	0,1346	1,8155	0,0694
β_2	0,0268	0,0162	1,6509	0,0988
β_3	0,01744	0,0256	0,6799	0,4966
β_4	-0,01741	0,0145	-1,2034	0,2288
β_5	-0,2755	0,2963	-0,9298	0,3525

Tabel 4.12 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikan 5% semua variabel prediktor yang memiliki Z_{hitung} lebih kecil daripada $Z_{\alpha/2} = 1,96$ dan p-value lebih dari α . Sehingga dapat diputuskan gagal menolak H_0 artinya variabel prediktor tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah penderita kusta PB di Jawa Timur.

Berikut ini adalah hasil penaksiran parameter GWBNBR pada jumlah penderita kusta tipe MB di Jawa Timur tahun 2016.

Tabel 4.13 Pengujian Parameter Model GWBNBR di Kota Surabaya dengan Pembobot *Adaptive* Bisquare Kernel pada Kusta MB

Parameter	Jumlah penderita kusta MB			
	Penaksiran	SE	Z_{hitung}	P-value
β_0	-1,5138	5,8880	-0,2571	0,7971
β_1	0,3311	0,2344	1,4125	0,1578
β_2	0,0389	0,0101	3,8428	0,0001
β_3	0,0243	0,0361	0,6741	0,5002
β_4	-0,0029	0,011	-0,2702	0,7869
β_5	-0,3587	0,1052	-3,4103	0,0006

Berdasarkan Tabel 4.13 diketahui bahwa terdapat 2 variabel prediktor yang memiliki Z_{hitung} lebih besar daripada $Z_{\alpha/2} = 1,96$ dan p-value kurang dari α . Sehingga diperoleh keputusan menolak H_0 artinya variabel prediktor berpengaruh signifikan

terhadap jumlah penderita kusta MB. Variabel prediktor yang signifikan diantaranya adalah persentase rumah yang berperilaku bersih dan sehat (PHBS) dan rasio fasilitas kesehatan.

Berikut ini adalah model yang didapat dari hasil semua penaksiran parameter.

$$\begin{aligned}\hat{\mu}_1 &= \exp(-1,5889 + 0,2444X_1 + 0,0268X_2 + 0,01744X_3 \\ &\quad - 0,01741X_4 - 0,2755X_5) \\ \hat{\mu}_2 &= \exp(-1,5138 + 0,3311X_1 + 0,0389X_2 + 0,0243X_3 \\ &\quad - 0,0029X_4 - 0,3587X_5)\end{aligned}$$

Pengaruh penduduk miskin terhadap jumlah penderita kusta tipe PB di Kota Surabaya, berdasarkan nilai koefisien β_{11} sebesar 0,2444, artinya setiap penambahan 1% penduduk miskin akan menaikkan jumlah penderita kusta tipe PB menjadi $\exp(0,2391) = 1,28$ kali lipat dari jumlah penderita kusta tipe PB sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan. Sedangkan pada kusta MB, setiap penambahan 1% penduduk miskin akan menaikkan jumlah penderita kusta tipe MB menjadi 1,36 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan

Pengaruh persentase rumah yang berperilaku hidup bersih dan sehat terhadap jumlah penderita kusta tipe PB di Kota Surabaya, berdasarkan nilai koefisien β_{12} sebesar 0,0268, artinya setiap penambahan rumah tangga yang berperilaku hidup bersih dan sehat sebanyak 1% akan menaikkan jumlah penderita kusta tipe MB bertambah menjadi 1,03 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya, dengan asumsi variabel lain konstan. Sedangkan pada kusta MB, setiap penambahan 1% yang berperilaku hidup bersih dan sehat akan menaikkan jumlah penderita kusta MB 1,04 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan.

Selain itu pengaruh persentase rumah sehat terhadap jumlah penderita kusta PB di Kota Surabaya dapat dilihat dari koefisien β_{13} sebesar 0,01744, artinya setiap penambahan 1% rumah sehat akan menaikkan jumlah penderita kusta PB menjadi 1,02 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan syarat variabel lain konstan. Sedangkan pada kusta MB, setiap penambahan 1% rumah sehat akan menaikkan jumlah penderita kusta MB menjadi 1,02 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan syarat variabel lain konstan.

Pengaruh persentase TPM menurut status *higienie* sanitasi terhadap jumlah penderita kusta PB di Kota Surabaya, dengan koefisien β_{14} sebesar -0,01741 artinya setiap penambahan 1% TPM menurut status *higienie* sanitasi akan menurunkan jumlah penderita kusta PB 0,98 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan syarat variabel lain konstan. Pada jumlah penderita kusta MB, setiap penambahan 1% TPM menurut status *higienie* sanitasi akan menurunkan jumlah penderita kusta MB 0,99 kali lipat sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan.

Selanjutnya pengaruh rasio fasilitas kesehatan terhadap jumlah penderita kusta tipe PB di Kota Surabaya, β_{15} sebesar -0,2755, artinya setiap penambahan 1 satuan rasio fasilitas kesehatan akan menurunkan jumlah penderita kusta PB menjadi 0,76 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan. Sedangkan pada kusta MB, setiap penambahan 1 satuan rasio fasilitas kesehatan akan menurunkan jumlah penderita kusta MB menjadi 0,69 kali lipat dari jumlah penderita sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan.

Dari hasil analisis terhadap model diatas, terdapat beberapa variabel yang menunjukkan hubungan yang berbeda secara teori, seperti persentase rumah ber-PHBS dan persentase rumah sehat pada jumlah penderita kusta MB, dimana peningkatan persentase PHBS dan rumah sehat justru meningkatkan jumlah penderita kusta MB di Kota Surabaya. Jika intervensi program peningkatan

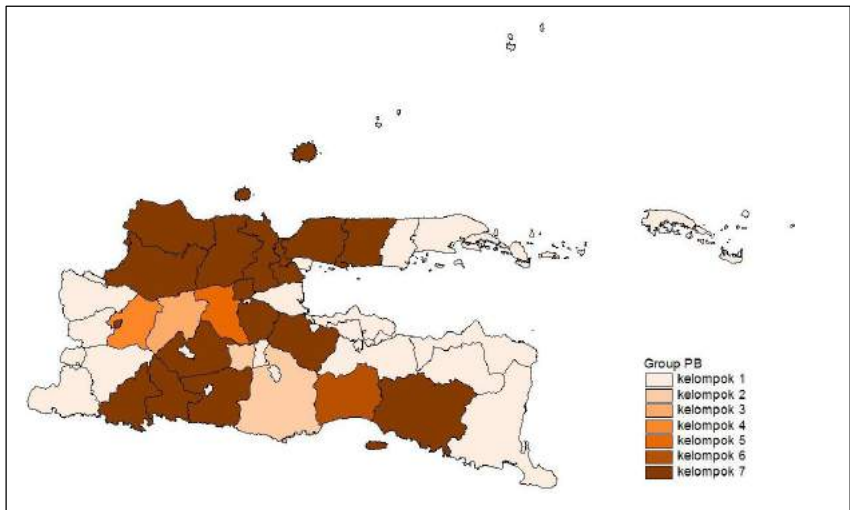
persentase rumah ber-PHBS dan rumah sehat dilakukan ketika jumlah penderita kusta MB di Kota Surabaya meningkat, maka jika dipandan 1 waktu, penambahan persentase rumah ber-PHBS dan rumah sehat akan meningkatkan jumlah penderita kusta MB. Hal ini terjadi karena peningkatan persentase rumah ber-PHBS dan rumah sehat membutuhkan waktu untuk dapat menurunkan jumlah penderita kusta MB. Sedangkan pada model penelitian ini menggunakan *cross section*, sehingga bila intervensi baru dilakukan pada periode sama, maka tanda pada koefisien parameter akan menghasilkan tanda yang berbeda dengan teori yang ada.

Setelah dilakukan pengujian parsial terhadap parameter model GWBNBR, dilakukan pengelompokan wilayah berdasarkan kesamaan parameter yang signifikan. Berikut ini adalah pengelompokan wilayah berdasarkan signifikansi parameter pada jumlah penderita kusta tipe PB di Jawa Timur

Tabel 4.14 Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Signifikansi Parameter pada Jumlah Penderita Kusta PB

Kelompok	Kabupaten/Kota	Variabel signifikan
1	Pacitan, Ponorogo, Banyuwangi, Bondowoso, Situbondo, Probolinggo, Magetan, Sidoarjo, Ngawi, Pamekasan, Sumenep, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Batu	X1
2	Malang	X2
3	Nganjuk	X1, X2
4	Madiun	X1, X3, X4
5	Jombang, Gresik	X1, X4
6	Lumajang	X1, X5
7	Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Kediri, Jember, Pasuruan, Mojokerto, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Bangkalan, Sampang, Kota Madiun, Kota Surabaya	-

Berdasarkan Tabel 4.14 terlihat bahwa terbentuk 7 kelompok wilayah, dengan jumlah anggota terbesar adalah sebanyak 18 kabupaten/kota. Persentase penduduk miskin (X_1) signifikan di 18 wilayah, persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (X_2) signifikan di Malang sedangkan wilayah yang tidak terdapat variabel signifikan sebanyak 14 kabupaten/kota. Variabel yang paling mendominasi pada kasus kusta PB adalah persentase penduduk miskin (X_1). Peta persebaran kelompok wilayah berdasarkan signifikansi parameter dapat dilihat pada Gambar 4.9.



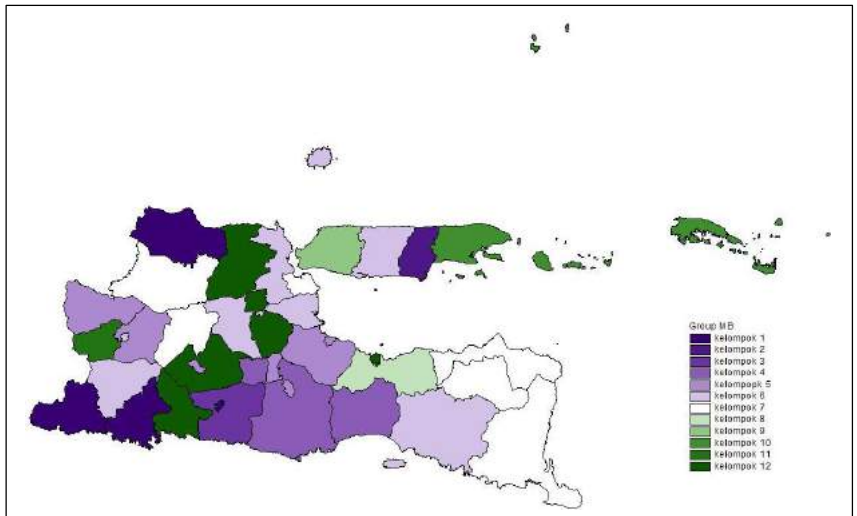
Gambar 4.9 Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Signifikansi Parameter pada Kusta Tipe PB

Selain itu, dilakukan pengelompokan wilayah berdasarkan signifikansi parameter pada kusta tipe MB di Jawa Timur. Berikut ini adalah pengelompokan wilayah untuk kusta tipe MB di Jawa Timur.

Tabel 4.15 Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Sigifikansi Parameter pada Jumlah Penderita Kusta MB

Kelompok	Kabupaten/Kota	Variabel signifikan
1	Pacitan, Trenggalek, Tuban, Kota Blitar	X1, X2
2	Pamekasan	X1, X2, X3, X5
3	Blitar	X1, X2, X4
4	Malang, Lumajang	X1, X2, X3, X5
5	Pasuruan, Madiun, Ngawi, Kota Kediri, Kota Malang, Kota Pasuruan, Kota Batu	X1, X2, X5
6	Ponorogo, Jember, Sidoarjo, Jombang, Gresik, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Sampang	X2
7	Banyuwangi, Bondowoso, Situbondo, Nganjuk, Bojonegoro, Kota Surabaya	X2, X5
8	Probolinggo	X2, X4, X5
9	Bangkalan	X2, X4
10	Sumenep	X2, X3, X4
11	Magetan	X5
12	Tulungagung, Kediri, Mojokerto, Lamongan, Kota Probolinggo	-

Pada kasus kusta MB terbentuk 12 kelompok wilayah. Kelompok terbanyak berada pada wilayah yang signifikan pada variabel persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (X_2) sebanyak 8 kabupaten/kota. Kabupaten Magetan hanya signifikan pada variabel rasio fasilitas kesehatan (X_5). Variabel yang paling mendominasi pada kasus kusta MB adalah persentase penduduk miskin (X_1), persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (X_2), dan rasio fasilitas kesehatan (X_5). Berikut ini adalah gambaran pengelompokan wilayah berdasarkan signifikansi parameter pada jumlah penderita kusta MB.



Gambar 4.10 Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Signifikansi Parameter pada Kusta Tipe MB

4.3 Perbandingan Model Global (BNBR) dengan Model Lokal (GWBNBR)

Pemilihan model terbaik antara BNBR dan GWBNBR dapat mempertimbangkan kriteria devians dibagi derajat bebas dan nilai AIC, Model yang memiliki nilai devians yang dibagi derajat bebas mendekati satu, maka kebaikan model semakin tinggi, Sedangkan kriteria AIC yang dipilih adalah nilai AIC yang terkecil,

Tabel 4.16 Pemilihan Model Terbaik

Model	<i>Devians/df</i>	AIC
BNBR	2,2856	679,2666
GWBNBR	1,38802	641,1498

Berdasarkan Tabel 4.16, devians dibagi derajat bebas pada model GWBNBR lebih dekat pada nilai 1, sehingga model GWBNBR lebih baik dibandingkan model BNBR. Berdasarkan kriteria AIC, nilai AIC pada model GWBNBR lebih kecil

dibandingkan model BNBR. Menurut kedua kriteria tersebut maka model GWBNBR lebih baik daripada model BNBR.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut.

1. Wilayah yang memiliki jumlah penderita kusta tipe PB dan MB tertinggi di Jawa Timur adalah Kabupaten Sumenep.
2. Secara umum pengaruh kelima variabel prediktor pada jumlah penderita kusta tipe MB lebih besar dibandingkan pada kusta tipe PB. Berdasarkan kesamaan signifikansi parameter tiap wilayah, pemodelan GWBNBR membentuk 7 kelompok wilayah pada jumlah penderita kusta tipe PB dan 12 kelompok wilayah pada jumlah penderita kusta tipe MB. Sehingga dapat disimpulkan model GWBNBR lebih baik dibandingkan model BNBR karena nilai AIC dan devians/df GWBNBR lebih kecil diandingkan BNBR

5.2 Saran

Beberapa saran yang dapat diberikan oleh penulis yaitu sebagai berikut.

1. Bagi penelitian selanjutnya, hendaknya menggunakan pembobot fungsi lebih dari satu agar bisa membandingkan model dengan fungsi pembobot yang berbeda sehingga memperoleh model terbaik.
2. Bagi peneliti selanjutnya perlu mengembangkan algoritma GWBNBR yang telah mengakomodasi perhitungan *bandwidth* optimum lebih tepat. Selain itu dapat menggunakan spasial area.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR PUSTAKA

- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics : Method and Models*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Astuti, E. T., & Yanagawa, T. (2002). Testing Trend for Count Data with Extra - Poisson Variability. *Biometrics*, 58, 398-402.
- Best, D. (1999). *Test of Fit and Other Nonparametric Data Analysis*. New South Wales: University of Wollongong.
- Bozdogan, H. (2000). Akaike's Information Criterion and Recent Developments in Information Complexity. *Mathematical Psychology*, 44, 62-91.
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (1998). *Regression Analysis of Count Data*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Chang, K. (2002). *Introduction To Geographic Information System. Ed-ke 1*. New York: McGraw-Hill Book Company.
- Department of Health and Family. (2010). *Guidelines for the Control of Leprosy Inthe Northern Theritory*. Australia.
- Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur. (2016). *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2015*. Surabaya: Dinas Kesehatan Jawa Timur.
- Dzikrina, A. M., & Purnami, S. W. (2013). Pemodelan Angka Prevalensi Kusta dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi di Jawa Timur dengan Pedekatan Geographically Weighted Regression (GWR). *Jurnal Sains dan Seni POMITS*, Vol. 2, No. 2, hal 275-281.
- Famoye, F. (2010). On The Bivariate Negative Binomial Regression Model. *Journal of Applied Statistics*, 37(6), 968-981.
- Hendrik L. Blum M. D. (1974). *Planning For Health Second Edition*. New York : Human Science Press.

- Hilbe, J. M. (2011). *Negative Binomial Regression (Edisi Kedua)*. UK: Cambridge University Press.
- Hocking, R. R. (1996). *Methods and Applications of Linear Models*. New York: John Wiley and Sons, Inc.
- Juniardi, L. C., & Salamah, M. (2015). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Kusta di Jawa Timur pada Tahun 2013 Menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR)*. *Jurnal Sains dan Seni POMITS*, Vol. 4, No. 1, hal 55-60.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2012). *Pedoman Nasional Program Pengendalian Penyakit Kusta*. Jakarta : Kemenkes RI
- Khoshgoftaar, T. M., Gao, K., & Szabo, R. M. (2004). Comparing Software Fault Predictions of Pure and Zero-Inflated Poisson Regression Models. *International Journal of System Science*, 36,11:705-715.
- Kocherlakota, S., & Kocherlakota, K. (1992). *Bivariate Discrete Distributions*. New York: Marcel Dekker Inc.
- McCullagh, P., & Nelder, J. A. (1998). *Generalized Linear Models, Second Edition*. London: Chapman & Hall.
- Park, B. J., & Lord, D. (2008). *Adjusment for The Maximum Likelihood Estimate of The Negative Binomial Dispersion Parameter*. USA: Texas University.
- Ricardo, A., & Carvalho, T. V. (2013). Geographically Weghted Negative Binomial Regression Incorporating Overdispersion. *Journal Statistic Computation*, 24:769-783.
- Sehgal, A. (2006). *Deadly Diseases And Epidemics:Leprosy*. Philadelphia: Chelsea House.
- Thola, M. I. (2015). *Penaksiran Parameter dan Pengujian Hipotesis Model Geographically Weighted Bivariate Poisson Regression (GWBPR)*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Ulum, A. F. (2016). *Penaksiran Parameter dan Pengujian Hipotesis Model Geographically Weighted Bivariate*

- Neative Binomial Regression pada Jumlah Penderita Penyakit Kusta Tipe PB dan MB di Jawa Timur 2012.*
Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Walpole, R. E. (1995). *Pngantar Metode Statistika*. (B. Sumantri, Trans.) Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Walpole, R. E., Myers, R. H., Myers, S. L., & Ye, K. (2002). *Probability and Statistics for Engineers and Scientists* (Edisi Kesembilan). USA: Pearson Education, Inc.
- Wikipedia. (2018, Juli 23). *Peta Jawa Timur Administratif*. Dikutip dari Daftar Kabupaten dan Kota di Jawa Timur: <http://id.wikipedia.org>

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Jumlah Penderita Kusta Tipe PB dan MB di Jawa Timur dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi

No	Kabupaten/Kota	Y1	Y2	X1	X2	X3	X4	X5
1	Pacitan	2	19	15.49	61.9	70.34	52.49	4.89
2	Ponorogo	8	46	11.75	57.4	74.25	56.4	4.26
3	Trenggalek	1	13	13.24	33.3	93.97	66.52	3.76
4	Tulungagung	1	14	8.23	42.5	71.43	63.83	4.19
5	Blitar	0	17	9.88	54	70.26	67.33	2.96
6	Kediri	0	45	12.72	51.1	66.64	57.69	3.09
7	Malang	2	63	11.49	30	71.17	58.29	2.46
8	Lumajang	35	142	11.22	34.8	81.67	63.39	2.99
9	Jember	41	312	10.97	68	60.03	7.22	2.52
10	Banyuwangi	3	43	8.79	45.5	74.61	57.49	3.63
11	Bondowoso	5	88	15	19.4	25.82	39.62	3.79
12	Situbondo	15	153	13.34	25	50.27	45.01	3.27
13	Probolinggo	23	266	20.98	22.2	25.72	67.92	3.4
14	Pasuruan	10	175	10.57	44.5	44.51	9.09	2.45
15	Sidoarjo	5	60	6.39	62.9	75.22	38.98	2.42
16	Mojokerto	0	61	10.61	61.9	69.13	77.5	3.49
17	Jombang	2	80	10.7	46.4	73.22	78.02	3.77
18	Nganjuk	4	68	12.25	45.8	52.12	53.64	2.49
19	Madiun	1	30	12.69	71	74.59	79.49	4.42
20	Magetan	3	37	11.03	63.9	78.81	68.99	4.46
21	Ngawi	1	31	15.27	42.5	29.66	76.26	3.26
22	Bojonegoro	1	72	14.6	59.3	70.4	85.09	3.71
23	Tuban	8	203	17.14	44.1	66.79	57.55	3.19
24	Lamongan	15	97	14.89	65	82.36	63.11	3.7
25	Gresik	4	103	13.19	63.2	88.9	43.93	3.62
26	Bangkalan	8	296	21.41	71.2	78.43	72.5	2.7
27	Sampang	43	115	24.11	34.9	43.97	81.48	2.32
28	Pamekasan	19	227	16.7	34.4	42.84	62.31	2.93
29	Sumenep	67	403	20.09	55	6.69	18.14	3.06
30	Kota Kediri	1	4	8.4	52.7	85.88	70.99	7.45
31	Kota Blitar	0	4	7.18	42.5	70.9	78.45	5.75
32	Kota Malang	2	15	4.33	49.2	79.41	77.75	4.55
33	Kota Probolinggo	1	21	7.97	63	78.93	86.47	4.33
34	Kota Pasuruan	4	28	7.62	40.3	77.39	58.03	4.59
35	Kota Mojokerto	0	2	5.73	59.9	78.71	73.03	9.49
36	Kota Madiun	0	0	5.16	63.9	84.19	78.2	7.97
37	Kota Surabaya	9	140	5.63	75.1	85.21	85.74	4.33
38	Kota Batu	0	1	4.48	28.7	80.25	78.46	4.94

Lampiran 2. Data Bujur dan Lintang Setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur

No	Kabupaten/Kota	U	V
1	Pacitan	-7.36	111.53
2	Ponorogo	-7.24	111.26
3	Trenggalek	-7.12	113.15
4	Tulungagung	-7	113.51
5	Blitar	-8.02	111.42
6	Kediri	-8.16	113.32
7	Malang	-7.47	112.74
8	Lumajang	-7.54	113.49
9	Jember	-8.03	112.37
10	Banyuwangi	-7.09	111.57
11	Bondowoso	-7.09	112
12	Situbondo	-7.39	112.24
13	Probolinggo	-7.07	111.53
14	Pasuruan	-7.39	111.19
15	Sidoarjo	-7.07	112.24
16	Mojokerto	-7.27	112.42
17	Jombang	-8.08	113.56
18	Nganjuk	-7.32	112.42
19	Madiun	-7.43	113.56
20	Magetan	-7.57	112.42
21	Ngawi	-7.32	113.56
22	Bojonegoro	-8.03	112.42
23	Tuban	-7.1	113.56
24	Lamongan	-8.1	112.92
25	Gresik	-7.47	112.13
26	Bangkalan	-8.11	111.53
27	Sampang	-6.52	113.28
28	Pamekasan	-7.34	114.21
29	Sumenep	-7.02	112.03
30	Kota Kediri	-7.58	111.06
31	Kota Blitar	-8.04	112.01
32	Kota Malang	-7.38	111.26
33	Kota Probolinggo	-7.14	112.44
34	Kota Pasuruan	-7.37	111.3
35	Kota Mojokerto	-7.28	112.5
36	Kota Madiun	-7.45	113.12
37	Kota Surabaya	-7.51	112.31
38	Kota Batu	-7.49	112

Lampiran 3. Statistika Deskriptif

Descriptive Statistics: Y1; Y2; X1; X2; X3; X4; X5

Variable	Mean	Variance	Minimum	Q1	Median	Q3	Maximum
Y1	9,05	215,73	0,00	1,00	3,00	9,25	67,00
Y2	91,9	9827,1	0,0	18,5	60,5	140,5	403,0
X1	11,875	23,372	4,330	8,165	11,355	14,918	24,110
X2	49,64	218,41	19,40	38,95	50,15	62,92	75,10
X3	66,70	394,36	6,69	58,05	72,33	79,05	93,97
X4	62,01	384,73	7,22	55,71	65,17	77,82	86,47
X5	3,963	2,379	2,320	2,982	3,665	4,430	9,490

Lampiran 4. Pendeteksian Multikolinearitas

Regression Analysis: X1 versus X2; X3; X4; X5

The regression equation is

$$X1 = 20,8 + 0,0380 X2 - 0,139 X3 + 0,0548 X4 - 1,26 X5$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	20,825	2,858	7,29	0,000
X2	0,03804	0,04616	0,82	0,416
X3	-0,13868	0,03846	-3,61	0,001
X4	0,05480	0,03580	1,53	0,135
X5	-1,2583	0,4447	-2,83	0,008

$$S = 3,69932 \quad R-Sq = 47,8\% \quad R-Sq(adj) = 41,4\%$$

Lampiran 4. Pendeteksian Multikolinearitas (Lanjutan)**Regression Analysis: X2 versus X1; X3; X4; X5**

The regression equation is

$$X2 = 18,7 + 0,530 X1 + 0,409 X3 - 0,137 X4 + 1,49 X5$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	18,69	16,92	1,10	0,277
X1	0,5302	0,6433	0,82	0,416
X3	0,4090	0,1539	2,66	0,012
X4	-0,1373	0,1362	-1,01	0,321
X5	1,488	1,832	0,81	0,423

$$S = 13,8102 \quad R\text{-Sq} = 22,1\% \quad R\text{-Sq(adj)} = 12,7\%$$

Regression Analysis: X3 versus X1; X2; X4; X5

The regression equation is

$$X3 = 51,4 - 2,04 X1 + 0,431 X2 + 0,344 X4 - 0,83 X5$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	51,44	15,26	3,37	0,002
X1	-2,0377	0,5652	-3,61	0,001
X2	0,4312	0,1622	2,66	0,012
X4	0,3445	0,1287	2,68	0,012
X5	-0,834	1,895	-0,44	0,663

$$S = 14,1803 \quad R\text{-Sq} = 54,5\% \quad R\text{-Sq(adj)} = 49,0\%$$

Lampiran 4. Pendeteksian Multikolinearitas (Lanjutan)

Regression Analysis: X4 versus X1; X2; X3; X5

The regression equation is

$$X4 = 5,4 + 1,21 X1 - 0,218 X2 + 0,517 X3 + 4,67 X5$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	5,44	21,67	0,25	0,803
X1	1,2096	0,7903	1,53	0,135
X2	-0,2175	0,2158	-1,01	0,321
X3	0,5175	0,1934	2,68	0,012
X5	4,666	2,183	2,14	0,040

S = 17,3802 R-Sq = 30,0% R-Sq(adj) = 21,5%

Regression Analysis: X5 versus X1; X2; X3; X4

The regression equation is

$$X5 = 4,00 - 0,155 X1 + 0,0132 X2 - 0,0070 X3 + 0,0261 X4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	4,003	1,464	2,73	0,010
X1	-0,15515	0,05484	-2,83	0,008
X2	0,01317	0,01621	0,81	0,423
X3	-0,00700	0,01590	-0,44	0,663
X4	0,02606	0,01219	2,14	0,040

S = 1,29899 R-Sq = 36,7% R-Sq(adj) = 29,1%

Lampiran 5. Output Pengujian Distribusi *Bivariate Poisson*

$(y_{1i}-y_{\bar{1}})^2$	$(y_{2i}-y_{\bar{2}})^2$	$(y_{1i}-y_{\bar{1}})$	$(y_{2i}-y_{\bar{2}})$	$(y_{1i}-y_{\bar{1}})(y_{2i}-y_{\bar{2}})$
49.74	5321.32	-7.05	-72.95	514.47
1.11	2111.16	-1.05	-45.95	48.37
64.84	6232.69	-8.05	-78.95	635.73
64.84	6075.79	-8.05	-77.95	627.68
81.95	5617.11	-9.05	-74.95	678.47
81.95	2204.06	-9.05	-46.95	425.00
49.74	837.95	-7.05	-28.95	204.16
673.27	2505.27	25.95	50.05	1298.73
1020.63	48423.16	31.95	220.05	7030.10
36.63	2395.84	-6.05	-48.95	296.26
16.42	15.58	-4.05	-3.95	16.00
35.37	3727.42	5.95	61.05	363.10
194.53	30294.32	13.95	174.05	2427.58
0.90	6897.74	0.95	83.05	78.68
16.42	1020.63	-4.05	-31.95	129.47
81.95	957.74	-9.05	-30.95	280.16
49.74	142.74	-7.05	-11.95	84.26
25.53	573.48	-5.05	-23.95	121.00
64.84	3837.48	-8.05	-61.95	498.84
36.63	3019.21	-6.05	-54.95	332.58
64.84	3714.58	-8.05	-60.95	490.79
64.84	397.90	-8.05	-19.95	160.63
1.11	12332.69	-1.05	111.05	-116.90
35.37	25.53	5.95	5.05	30.05
25.53	122.16	-5.05	11.05	-55.84
1.11	41637.48	-1.05	204.05	-214.79
1152.42	531.42	33.95	23.05	782.58
98.95	18239.21	9.95	135.05	1343.42
3357.90	96753.74	57.95	311.05	18024.68
64.84	7734.74	-8.05	-87.95	708.21
81.95	7734.74	-9.05	-87.95	796.16
49.74	5920.90	-7.05	-76.95	542.68
64.84	5033.53	-8.05	-70.95	571.31
25.53	4089.27	-5.05	-63.95	323.10
81.95	8090.53	-9.05	-89.95	814.26
81.95	8454.32	-9.05	-91.95	832.37
0.00	2309.06	-0.05	48.05	-2.53
81.95	8271.42	-9.05	-90.95	823.31

m11	lb	chisqtable	ybar1	ybar2	skuarat1	skudrat2
1133.62	72.83	93.95	9.05	91.95	215.73	9827.13

Lampiran 6. *Syntax Bivariate Negative Binomial Regression dengan Prediktor*

```
BNBR=function (respons1, respons2, covariate)
{
y1=as.matrix(respons1)
y2=as.matrix(respons2)
n=nrow(y1)
x=as.matrix(cbind(rep(1,n), covariate))
p=ncol(x)
start=c(-1, rep(0, (p-1)), 0.5, -1, rep(0, (p-1)), 0.5, 0)
A=matrix(nrow=1, ncol=1)
param=matrix(nrow=2*(p+1)+1, ncol=1)
signif=matrix(nrow=2*(p+1)+1, ncol=1)
d=1-exp(-1)
  Q=function(param)
  {
    be1=as.matrix(param[1:p])
    be2=as.matrix(param[(p+2):(2*p+1)])
    miyu1=exp(x%*%be1)
    miyu2=exp(x%*%be2)
    al1=param[(p+1)]
    al2=param[(2*p+2)]
    lamda=param[(2*(p+1)+1)]

    c1=(1+d*al1*miyu1)^-(1/al1)
    c2=(1+d*al2*miyu2)^-(1/al2)
    for(i in 1:n)
    {
      A[i]=lgamma(al1^(-1)+y1[i])-lgamma(al1^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(miyu1[i])-al1^(-1)*log(al1)-
(y1[i]+al1^(-1))*log(al1^(-1)+miyu1[i])+lgamma(al2^(-1)+y2[i])-
lgamma(al2^(-1))-lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(miyu2[i])-al2^(-
1)*log(al2)-(y2[i]+al2^(-1))*log(al2^(-
1)+miyu2[i])+log(1+lamda*(exp(-y1[i])-c1[i])*(exp(-y2[i])-c2[i]))
    }
    Q=sum(A)
  }
}
```

Lampiran 6. *Syntax Bivariate Negative Binomial Regression dengan Prediktor (Lanjutan)*

```

fit=optim(start,Q,control=list(fnscale=-1, maxit=10000),
hessian=TRUE)
parameter=as.matrix(fit$par)
conv=fit$convergen
hes=fit$hessian
inv=diag(solve(-hes))
se=as.matrix(sqrt(abs(inv)))
z=parameter/se
pv=2*pnorm(abs(z), lower.tail=FALSE)
  for(j in 1:(2*p+3))
    {
      if(pv[j]<0.01) signif[j]="***" else if (pv[j]<0.05)
signif[j]="**" else if (pv[j]<0.1) signif[j]=" *" else signif[j]=". . ."
    }
b1=parameter[1:p]
a1=parameter[p+1]
b2=parameter[(p+2):(2*p+1)]
a2=parameter[(2*p+2)]
lambda=parameter[(2*p+3)]
mu11=exp(x%%b1)
mu21=exp(x%%b2)
ce1=(1+d*a1*mu11)^-(1/a1)
ce2=(1+d*a2*mu21)^-(1/a2)
Q1=matrix(nrow=1, ncol=n)
D=matrix(nrow=1, ncol=n)
for(i in 1:n)
{
Q1[i]=lgamma(a1^(-1)+y1[i])-lgamma(a1^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(mu11[i])-a1^(-1)*log(a1)-(y1[i]+a1^(-
1))*log(a1^(-1)+mu11[i])+lgamma(a2^(-1)+y2[i])-lgamma(a2^(-1))-
lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(mu21[i])-a2^(-1)*log(a2)-(y2[i]+a2^(-
1))*log(a2^(-1)+mu21[i])+log(1+lambda*(exp(-y1[i])-ce1[i])*(exp(-
y2[i])-ce2[i]))
if (y1[i]==0 && y2[i]==0)

```

Lampiran 6. *Syntax Bivariate Negative Binomial Regression dengan Prediktor (Lanjutan)*

```

D[i]=lgamma(a1^(-1)+y1[i])-lgamma(a1^(-1))-lgamma(y1[i]+1)-
a1^(-1)*log(a1)-(y1[i]+a1^(-1))*log(a1^(-1)+y1[i])+lgamma(a2^(-
1)+y2[i])-lgamma(a2^(-1))-lgamma(y2[i]+1)-a2^(-1)*log(a2)-
(y2[i]+a2^(-1))*log(a2^(-1)+y2[i])+log(1+lambda*(exp(-y1[i])-
ce1[i]))*(exp(-y2[i])-ce2[i]))
else
if (y1[i]==0)
D[i]=lgamma(a1^(-1)+y1[i])-lgamma(a1^(-1))-lgamma(y1[i]+1)-
a1^(-1)*log(a1)-(y1[i]+a1^(-1))*log(a1^(-1)+y1[i])+lgamma(a2^(-
1)+y2[i])-lgamma(a2^(-1))-lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(y2[i])-a2^(-
1)*log(a2)-(y2[i]+a2^(-1))*log(a2^(-1)+y2[i])+log(1+lambda*(exp(-
y1[i])-ce1[i]))*(exp(-y2[i])-ce2[i]))
else
if (y2[i]==0)
D[i]=lgamma(a1^(-1)+y1[i])-lgamma(a1^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(y1[i])-a1^(-1)*log(a1)-(y1[i]+a1^(-
1))*log(a1^(-1)+y1[i])+lgamma(a2^(-1)+y2[i])-lgamma(a2^(-1))-
lgamma(y2[i]+1)-a2^(-1)*log(a2)-(y2[i]+a2^(-1))*log(a2^(-
1)+y2[i])+log(1+lambda*(exp(-y1[i])-ce1[i]))*(exp(-y2[i])-ce2[i]))
else
D[i]=lgamma(a1^(-1)+y1[i])-lgamma(a1^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(y1[i])-a1^(-1)*log(a1)-(y1[i]+a1^(-
1))*log(a1^(-1)+y1[i])+lgamma(a2^(-1)+y2[i])-lgamma(a2^(-1))-
lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(y2[i])-a2^(-1)*log(a2)-(y2[i]+a2^(-
1))*log(a2^(-1)+y2[i])+log(1+lambda*(exp(-y1[i])-ce1[i]))*(exp(-
y2[i])-ce2[i]))
}
D0=sum(D)
MU=cbind(mu11,mu21)
E1=(y1-mu11)^2 #error kuadrat pada populasi 1
E2=(y2-mu21)^2 #error kuadrat pada populasi 2
E=cbind(E1,E2)
G=lm(E~x[,1]+x[,2]+x[,3]+x[,4]+x[,5]) #Glejser
g=G$fit

```

Lampiran 6. *Syntax Bivariate Negative Binomial Regression dengan Prediktor (Lanjutan)*

```

covar1=t(E-g)%*(E-g)
det1=det(covar1)
g0=cbind(E1-mean(E1),E2-mean(E2))
covar0=t(g0)%*(g0)
det0=det(covar0)
Gvalue=-(n-2-1-0.5*3)*log(det1/det0)      #Nilai uji Glejser
Glejser=pchisq(Gvalue,(2*p),lower.tail=FALSE)  #Nilai Q
Loglike=matrix(Q1)
L1=sum(Q1)
Dev=2*(D0-L1)
AIC=-2*L1+2*(length(start))
write.table(parameter,file="E:/output//BNBR_Parameter.txt",sep=";")
write.table(se,file="E:/output//BNBR_SE.txt",sep=";")
write.table(z,file="E:/output//BNBR_Z.txt",sep=";")
write.table(pv,file="E:/output//BNBR_Pval.txt",sep=";")
write.table(Loglike,file="E:/output//BNBR_Likelihood.txt",sep=";")
write.table(AIC,file="E:/output//BNBR_AIC.txt",sep=";")
write.table(Dev,file="E:/output//BNBR_Deviance.txt",sep=";")
write.table(MU,file="E:/output//BNBR_MU.txt",sep=";")
write.table(Glejser,file="E:/output//BNBR_Glejser.txt",sep=";")
list(data.frame(Parameter1<-round(parameter[1:(p+1)],digit<-4),SE<-
round(se[1:(p+1)],digit<-4),Zscore<-round(z[1:(p+1)],digit<-4),Pvalue<-
round(pv[1:(p+1)],digit<-4),Sig.<-
signif[1:(p+1)]),data.frame(Parameter2<-
round(parameter[(p+2):(2*p+2)],digit<-4),SE<-
round(se[(p+2):(2*p+2)],digit<-4),Zscore<-
round(z[(p+2):(2*p+2)],digit<-4),Pvalue<-
round(pv[(p+2):(2*p+2)],digit<-4),Sig.<-
signif[(p+2):(2*p+2)]),data.frame(Lamda<-
round(parameter[(2*p+3)],digit<-4),SE<-round(se[(2*p+3)],digit<-
4),Zscore<-round(z[(2*p+3)],digit<-4),Pvalue<-
round(pv[(2*p+3)],digit<-4),Sig.<-signif[(2*p+3)]),Lnlikelihood<-
L1,Deviance<-Dev,AIC<-AIC,cov0<-covar0,cov1<-covar1,Glejser<-
Glejser,MU<-MU)})

```

Lampiran 7. *Syntax Bivariate Negative Binomial Regression*
Tanpa Prediktor

```
BNBR0=function(respons1,respons2)
{
y1=as.matrix(respons1)
y2=as.matrix(respons2)
n=nrow(y1)
start=c(1,5,1,5,0)
A=matrix(nroe=1,ncol=1)
param=matrix(nrow=5,ncol=1)
signif=matrix(nrow=5,ncol=1)
d=1-exp(-1)
  Q=function(param)
  {
be1=param[1]
  miyu1=rep(exp(be1),n)
  be2=param[3]
  miyu2=rep(exp(be2),n)
al1=param[2]
  al2=param[4]
  lamda=param[5]
```

Lampiran 7. *Syntax Bivariate Negative Binomial Regression Tanpa Prediktor (Lanjutan)*

```

c1=(1+d*al1*miyu1)^(1/al1)
c2=(1+d*al2*miyu2)^(1/al2)
for(i in 1:n)
{
A[i]=lgamma(al1^(-1)+y1[i])-lgamma(al1^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(miyu1[i])-al1^(-1)*log(al1)-
(y1[i]+al1^(-1))*log(al1^(-1)+miyu1[i])+lgamma(al2^(-1)+y2[i])-lgamma(al2^(-1))-
lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(miyu2[i])-al2^(-1)*log(al2)-
(y2[i]+al2^(-1))*log(al2^(-1)+miyu2[i])+log(1+lamba*(exp(-y1[i])-c1[i]))*(exp(-y2[i])-c2[i]))
}
Q=sum(A)
}
fit=optim(start,Q,control=list(fnscale=-1,maxit=10000),hessian=TRUE)
parameter=as.matrix(fit$par)
conv=fit$convergen
hes=fit$hessian
inv=diag(solve(-hes))
se=as.matrix(sqrt(abs(inv)))
z=parameter/se
pv=pnorm(abs(z),lower.tail=FALSE)
for(j in 1:5)
{
if(pv[j]<0.01) signif[j]="***"else if(pv[j]<0.05)
signif[j]="**"else if(pv[j]<0.1) signif[j]="*" else
signif[j]="..."
}
b1=parameter[1]
a1=parameter[2]
b2=parameter[3]
a2=parameter[4]
lambda=parameter[5]

```

Lampiran 7. *Syntax Bivariate Negative Binomial Regression Tanpa Prediktor (Lanjutan)*

```

mul1=rep(exp(b1),n)
mu21=rep(exp(b2),n)
ce1=(1+d*a1*mul1)^(1/a1)
ce2=(1+d*a2*mu21)^(1/a2)
  Q1=matrix(nrow=1,ncol=n)
  D=matrix(nrow=1,ncol=n)
for(i in 1:n)
{
  Q1[i]=lgamma(a1^(-1)+y1[i])-lgamma(a1^(-1))-
  lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(mu1[i])-a1^(-1)*log(a1)-
  (y1[i]+a1^(-1))*log(a1^(-1)+mu1[i])+lgamma(a2^(-1)+y2[i])-
  lgamma(a2^(-1))-lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(mu21[i])-a2^(-
  1)*log(a2)-(y2[i]+a2^(-1))*log(a2^(-
  1)+mu21[i])+log(1+lambda*(exp(-y1[i])-ce1[i])*(exp(-y2[i])-
  ce2[i]))
  if (y1[i]==0 && y2[i]==0)
  D[i]=lgamma(a1^(-1)+y1[i])-lgamma(a1^(-1))-
  lgamma(y1[i]+1)-a1^(-1)*log(a1)-(y1[i]+a1^(-1))*log(a1^(-
  1)+y1[i])+lgamma(a2^(-1)+y2[i])-lgamma(a2^(-1))-
  lgamma(y2[i]+1)-a2^(-1)*log(a2)-(y2[i]+a2^(-1))*log(a2^(-
  1)+y2[i])+log(1+lambda*(exp(-y1[i])-ce1[i])*(exp(-y2[i])-
  ce2[i]))
  Else
  if (y1[i]==0)
  D[i]=lgamma(a1^(-1)+y1[i])-lgamma(a1^(-1))-
  lgamma(y1[i]+1)-a1^(-1)*log(a1)-(y1[i]+a1^(-1))*log(a1^(-
  1)+y1[i])+lgamma(a2^(-1)+y2[i])-lgamma(a2^(-1))-
  lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(y2[i])-a2^(-1)*log(a2)-(y2[i]+a2^(-
  1))*log(a2^(-1)+y2[i])+log(1+lambda*(exp(-y1[i])-
  ce1[i])*(exp(-y2[i])-ce2[i]))
  else
  if (y2[i]==0)

```

Lampiran 7. *Syntax Bivariate Negative Binomial Regression Tanpa Prediktor (Lanjutan)*

```

D[i]=lgamma(a1^(-1)+y1[i])-lgamma(a1^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(y1[i])-a1^(-1)*log(a1)-(y1[i]+a1^(-
1))*log(a1^(-1)+y1[i])+lgamma(a2^(-1)+y2[i])-lgamma(a2^(-
1))-lgamma(y2[i]+1)-a2^(-1)*log(a2)-(y2[i]+a2^(-1))*log(a2^(-
1)+y2[i])+log(1+lambda*(exp(-y1[i])-ce1[i])*(exp(-y2[i])-
ce2[i])))
else
D[i]=lgamma(a1^(-1)+y1[i])-lgamma(a1^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(y1[i])-a1^(-1)*log(a1)-(y1[i]+a1^(-
1))*log(a1^(-1)+y1[i])+lgamma(a2^(-1)+y2[i])-lgamma(a2^(-
1))-lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(y2[i])-a2^(-1)*log(a2)-
(y2[i]+a2^(-1))*log(a2^(-1)+y2[i])+log(1+lambda*(exp(-y1[i])-
ce1[i])*(exp(-y2[i])-ce2[i])))
}
D0=sum(D)
L1=sum(Q1)
Dev=2*(D0-L1)
AIC=-2*L1+2*(length(start))
write.matrix(parameter,file="E://output//BNBR0_Parameter.txt
",sep=";")
write.matrix(se,file="E://output//BNBR0_SE.txt",sep=";")
write.matrix(z,file="E://output//BNBR0_Z.txt",sep=";")
write.matrix(pv,file="E://output//BNBR0_Pval.txt",sep=";")
write.matrix(Q1,file="E://output//BNBR0_Likelihood.txt",sep=
";")
write.matrix(AIC,file="E://output//BNBR0_AIC.txt",sep=";")
write.matrix(Dev,file="E://output//BNBR0_Deviance.txt",sep=
";")
list(Konvergensi=conv,data.frame(Parameter=round(parameter,
digit=4),SE=round(se,digit=4),Z.score=round(z,digit=4),P.valu
e=round(pv,digit=4)),Loglikelihood=L1,AIC=AIC,Deviance=D
ev)
}

```


Lampiran 8. Pengolahan Model Global

```
data= read.csv("E:/databobot.csv",header=TRUE,sep=";")
y1=data[,1]
y2=data[,2]
x=data[,3:7]
fbnbr1=BNBR(y1,y2,x)          #untuk BNBR dengan prediktor
fbnbr0=BNBR0(y1,y2)          #untuk BNBR tanpa prediktor
```

Lampiran 9. Syntax Jarak, Bandwidth, dan Matriks Pembobot

```
data=read.csv("E:/databobot.csv",header=T,sep=";")
library(spgwr)
bdwtBisquare1<-
ggwr.sel(Y1~X1+X2+X3+X4+X5,data=data,coords=cbind(data$U,
data$V),adapt=TRUE,gweight=gwr.bisquare)
GRTGB1<-
ggwr(Y1~X1+X2+X3+X4+X5,data=data,coords=cbind(data$U,data
$V),adapt=bdwtBisquare1,gweight=gwr.bisquare)
bdwtBisquare2<-
ggwr.sel(Y2~X1+X2+X3+X4+X5,data=data,coords=cbind(data$U,
data$V),adapt=TRUE,gweight=gwr.bisquare)
GRTGB2<-
ggwr(Y2~X1+X2+X3+X4+X5,data=data,coords=cbind(data$U,data
$V),adapt=bdwtBisquare2,gweight=gwr.bisquare)
bdwtBisquare1<-GRTGB1$bandwidth
bdwtBisquare1<-as.matrix(bdwtBisquare1)
bdwtBisquare2<-GRTGB2$bandwidth
bdwtBisquare2<-as.matrix(bdwtBisquare2)
n=length(data$Y1)
BWmin=rep(0,n)
U<-as.matrix(data$U)
V<-as.matrix(data$V)
i=nrow(U)
j=nrow(V)
library(fields)
jarak=matrix(nrow=i,ncol=j)
```

Lampiran 9. *Syntax* Jarak, *Bandwidth*, dan Matriks Pembobot (Lanjutan)

```

for(i in 1:nrow(U))
{for(j in 1:nrow(V))
jarak[i,j]=sqrt((U[i,]-U[j,])**2+(V[i,]-V[j,])**2)}
for(i in 1:n)
BWmin[i]=min(bdwtBisquare1[i],bdwtBisquare2[i])
BWmin<-as.matrix(BWmin)
i<-nrow(BWmin)
j<-ncol(BWmin)
pembobot<-matrix(nrow=n,ncol=n)
for(i in 1:n)
for(j in 1:n)
{pembobot[i,j]=(1-(jarak[i,j]/BWmin[i,])**2)**2
pembobot[i,j]<-ifelse(jarak[i,j]<BWmin[i,],pembobot[i,j],0)}
w=pembobot
write.table(jarak,file="E:/Output rimabisa//Jarak.csv",sep=";")
write.table(BWmin,file="E:/Output
rimabisa//Bandwidth.csv",sep=";")
write.table(w,file="E:/Output rimabisa//Weight.csv",sep=";")

```

Lampiran 10. *Output* Jarak Eucladian Antar Lokasi

<i>l</i>	1	2	3	4	5	36	37	38
1	0.000	0.295	1.638	2.012	0.669	1.593	0.794	0.488
2	0.295	0.000	1.894	2.263	0.796	1.872	1.084	0.781
3	1.638	1.894	0.000	0.379	1.950	0.331	0.926	1.208
4	2.012	2.263	0.379	0.000	2.326	0.595	1.304	1.588
5	0.669	0.796	1.950	2.326	0.000	1.793	1.026	0.786
6	1.961	2.256	1.054	1.175	1.905	0.738	1.201	1.480
7	1.215	1.498	0.539	0.902	1.430	0.381	0.432	0.740

Lampiran 10. Output Jarak Eucladian Antar Lokasi (Lanjutan)

<i>l</i>	1	2	3	4	5	36	37	38
8	1.968	2.250	0.540	0.540	2.125	0.381	1.180	1.491
9	1.074	1.362	1.199	1.536	0.950	0.948	0.523	0.655
10	0.273	0.344	1.580	1.942	0.942	1.591	0.851	0.587
11	0.542	0.755	1.150	1.513	1.096	1.176	0.522	0.400
12	0.711	0.991	0.949	1.329	1.034	0.882	0.139	0.260
13	0.290	0.319	1.621	1.981	0.956	1.635	0.896	0.630
14	0.341	0.166	1.979	2.353	0.671	1.931	1.126	0.816
15	0.767	0.995	0.911	1.272	1.255	0.959	0.446	0.484
16	0.895	1.160	0.745	1.123	1.250	0.723	0.264	0.474
17	2.154	2.449	1.044	1.081	2.141	0.768	1.374	1.668
18	0.891	1.163	0.757	1.136	1.221	0.712	0.220	0.453
19	2.031	2.308	0.514	0.433	2.220	0.440	1.253	1.561
20	0.914	1.206	0.858	1.230	1.097	0.710	0.125	0.428
21	2.030	2.301	0.456	0.324	2.252	0.459	1.264	1.569
22	1.114	1.403	1.167	1.500	1.000	0.909	0.532	0.684
23	2.047	2.304	0.410	0.112	2.329	0.562	1.316	1.608
24	1.575	1.870	1.007	1.248	1.502	0.680	0.849	1.104
25	0.610	0.900	1.078	1.458	0.898	0.990	0.184	0.132
26	0.750	0.911	1.899	2.270	0.142	1.722	0.984	0.778
27	1.941	2.144	0.614	0.532	2.389	0.944	1.386	1.606
28	2.680	2.952	1.083	0.778	2.872	1.096	1.908	2.215
29	0.605	0.801	1.124	1.480	1.171	1.172	0.564	0.471
30	0.519	0.394	2.140	2.518	0.569	2.064	1.252	0.944
31	0.832	1.097	1.465	1.825	0.590	1.257	0.609	0.550
32	0.271	0.140	1.908	2.282	0.660	1.861	1.058	0.748
33	0.936	1.184	0.710	1.079	1.347	0.747	0.392	0.562
34	0.230	0.136	1.867	2.241	0.661	1.822	1.020	0.710
35	0.973	1.241	0.669	1.048	1.309	0.643	0.298	0.542
36	1.593	1.872	0.331	0.595	1.793	0.000	0.812	1.121
37	0.794	1.084	0.926	1.304	1.026	0.812	0.000	0.311
38	0.488	0.781	1.208	1.588	0.786	1.121	0.311	0.000

Lampiran 11. Output Bandwidth

<i>l</i>	1	2	3	4	5	36	37	38
1	2.469	2.749	2.075	2.451	2.678	2.011	1.698	1.995

Lampiran 12. Matriks Pembobot Geografis

<i>l</i>	1	2	3	4	5	36	37	38
1	1.000	0.972	0.313	0.112	0.858	0.341	0.804	0.923
2	0.977	1.000	0.276	0.104	0.839	0.288	0.713	0.845
3	0.142	0.028	1.000	0.934	0.014	0.950	0.641	0.437
4	0.106	0.022	0.953	1.000	0.010	0.885	0.514	0.337
5	0.879	0.831	0.221	0.060	1.000	0.304	0.728	0.835
6	0.077	0.002	0.626	0.548	0.101	0.806	0.531	0.346
7	0.198	0.024	0.793	0.482	0.053	0.894	0.865	0.630
8	0.100	0.011	0.900	0.900	0.041	0.949	0.569	0.369
9	0.455	0.228	0.354	0.112	0.556	0.558	0.852	0.773
10	0.976	0.962	0.353	0.149	0.732	0.346	0.778	0.891
11	0.868	0.752	0.479	0.218	0.519	0.459	0.877	0.927
12	0.706	0.474	0.511	0.195	0.438	0.568	0.988	0.958
13	0.974	0.968	0.345	0.147	0.733	0.336	0.764	0.879
14	0.970	0.993	0.250	0.086	0.888	0.274	0.702	0.837
15	0.688	0.509	0.576	0.282	0.295	0.538	0.888	0.869
16	0.490	0.245	0.627	0.278	0.172	0.647	0.948	0.839
17	0.072	0.003	0.686	0.665	0.076	0.822	0.493	0.315
18	0.490	0.239	0.614	0.263	0.191	0.654	0.964	0.851
19	0.098	0.013	0.914	0.939	0.032	0.936	0.546	0.353
20	0.467	0.202	0.521	0.183	0.297	0.655	0.988	0.866
21	0.100	0.015	0.932	0.966	0.025	0.931	0.540	0.350
22	0.404	0.178	0.361	0.115	0.499	0.574	0.841	0.744
23	0.103	0.019	0.946	0.996	0.014	0.900	0.517	0.337
24	0.101	0.001	0.520	0.327	0.144	0.762	0.643	0.442
25	0.799	0.591	0.446	0.154	0.592	0.518	0.981	0.990
26	0.843	0.773	0.225	0.062	0.994	0.322	0.737	0.831
27	0.132	0.049	0.877	0.906	0.001	0.721	0.456	0.318
28	0.065	0.009	0.771	0.878	0.021	0.766	0.387	0.241
29	0.836	0.722	0.495	0.237	0.460	0.460	0.856	0.899
30	0.938	0.964	0.212	0.064	0.925	0.248	0.665	0.801
31	0.729	0.557	0.299	0.088	0.858	0.444	0.850	0.876
32	0.980	0.995	0.262	0.091	0.887	0.287	0.722	0.856

Lampiran 12. Matriks Pembobot Geografis (Lanjutan)

<i>l</i>	1	2	3	4	5	36	37	38
33	0.461	0.237	0.665	0.329	0.113	0.633	0.891	0.782
34	0.985	0.995	0.270	0.095	0.883	0.294	0.734	0.866
35	0.405	0.168	0.686	0.335	0.117	0.708	0.933	0.787
36	0.139	0.018	0.946	0.832	0.042	1.000	0.700	0.475
37	0.610	0.351	0.493	0.168	0.403	0.595	1.000	0.934
38	0.884	0.717	0.401	0.135	0.714	0.468	0.952	1.000

Lampiran 13. Syntax Heterogenitas Spasial

```

data=read.csv("E:/dataPBMB.csv",header=T,sep=";")
e1=as.matrix((data[,1]))
e2=as.matrix((data[,2]))
x=as.matrix((data[, -c(1,2)]))
n=nrow(data)
k=ncol(x)
e11=e1^2
e22=e2^2
E=cbind(e11,e22)
G=lm(E~x[,1]+x[,2]+x[,3]+x[,4]+x[,5])
g=G$fit
h=G$coef
covar1=(t(E-g)%*(E-g))/n
det1=det(covar1)
g0=cbind(e1-h[1,1],e2-h[1,2])
covar0=(t(g0)%*(g0))/n
det0=det(covar0)
Gvalue=(n-k-1-0.5*(2-k+1))*log(det1/det0)
Glejser=pchisq(Gvalue,(2*k),lower.tail=TRUE)

```

Lampiran 14. *Syntax* GWBNBR dengan Prediktor

```

GWBNBR=function(respons1,respons2,covariate,pembobot)
{
y1=as.matrix(respons1)
y2=as.matrix(respons2)
n=nrow(y1)
x=as.matrix(cbind(rep(1,n),covariate))
p=ncol(x)
w=as.matrix(pembobot)
start=c(-1,rep(0,(p-1)),0.5,-1,rep(0,(p-1)),0.5,0)
A=matrix(nrow=1,ncol=1)
Hasil=matrix(nrow=2*(p+1)+1,ncol=n)
convergen=matrix(nrow=1,ncol=n)
z=matrix(nrow=2*(p+1)+1,ncol=n)
se=matrix(nrow=2*(p+1)+1,ncol=n)
pv=matrix(nrow=2*(p+1)+1,ncol=n)
signif=matrix(nrow=2*(p+1)+1,ncol=n)
param=matrix(nrow=2*(p+1)+1,ncol=1)
d=1-exp(-1)
for(l in 1:n)
{
Q=function(param)
{
be1=as.matrix(param[1:p])
miyu1=exp(x%*%be1)
be2=as.matrix(param[(p+2):(2*p+1)])
miyu2=exp(x%*%be2)
al1=param[(p+1)]
al2=param[(2*p+2)]
lamda=param[(2*(p+1)+1)]
c1=(1+d*al1*miyu1)^(1/al1)
c2=(1+d*al2*miyu2)^(1/al2)
for(i in 1:n)
{

```

Lampiran 14. Syntax GWBNBR dengan Prediktor (Lanjutan)

```
A[i]=( lgamma(al1^(-1)+y1[i])-lgamma(al1^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(miyu1[i])-al1^(-1)*log(al1)-
(y1[i]+al1^(-1))*log(al1^(-1)+miyu1[i])+lgamma(al2^(-1)+y2[i])-
lgamma(al2^(-1))-lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(miyu2[i])-al2^(-
1)*log(al2)-(y2[i]+al2^(-1))*log(al2^(-1)+miyu2[i])+
log(1+lmda*(exp(-y1[i])-c1[i))*(exp(-y2[i])-c2[i])) ) *w[l,i]
}
Q=sum(A)
}
fit=optim(start,Q,control = list(fnscale = -1,maxit =
10000),hessian=TRUE)
parameter=as.matrix(fit$par)
conv=fit$convergen
hes=fit$hessian
inv=diag(solve(-hes))
Hasil[,l]=parameter
convergen[,l]=conv
se[,l]=as.matrix(sqrt(abs(inv)))
z[,l]=Hasil[,l]/se[,l]
pv[,l]=2*pnorm(abs(z[,l]),lower.tail=FALSE)
for(j in 1:(2*(p+1)+1))
{
if (pv[j,l]<0.01) signif[j,l]="****" else if (pv[j,l]<0.05) signif[j,l]="
***" else if (pv[j,l]<0.1) signif[j,l]=" *" else signif[j,l]=" ..."
}
}
b1=Hasil[1:p,]
a1=Hasil[(p+1),]
b2=Hasil[(p+2):(2*p+1),]
a2=Hasil[(2*p+2),]
lambda=Hasil[(2*p+3),]
mu11=matrix(nrow=n,ncol=1)
mu21=matrix(nrow=n,ncol=1)
ce1=matrix(nrow=n,ncol=1)
ce2=matrix(nrow=n,ncol=1)
Q1=matrix(nrow=1,ncol=n)
D=matrix(nrow=1,ncol=n)
```

Lampiran 14. *Syntax* GWBNBR dengan Prediktor (Lanjutan)

```

for(i in 1:n)
{
mu11[i]=exp(x[i,]%%b1[,i])
mu21[i]=exp(x[i,]%%b2[,i])
ce1[i]=(1+d*a1[i]*mu11[i])^(-1/a1[i])
ce2[i]=(1+d*a2[i]*mu21[i])^(-1/a2[i])
Q1[i]=lgamma(a1[i]^(-1)+y1[i])-lgamma(a1[i]^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(mu11[i])-a1[i]^(-1)*log(a1[i])-
(y1[i]+a1[i]^(-1))*log(a1[i]^(-1)+mu11[i])+lgamma(a2[i]^(-1)+
y2[i])-lgamma(a2[i]^(-1))-
lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(mu21[i])-a2[i]^(-1)*log(a2[i])-
(y2[i]+a2[i]^(-1))*log(a2[i]^(-1)+mu21[i])+
log(1+lambda[i]*(exp(-y1[i])-ce1[i])*(exp(-y2[i])-ce2[i]))
if (y1[i]==0 && y2[i]==0) D[i]=lgamma(a1[i]^(-1)+y1[i])-
lgamma(a1[i]^(-1))-lgamma(y1[i]+1)-a1[i]^(-1)*log(a1[i])-
(y1[i]+a1[i]^(-1))*log(a1[i]^(-1)+y1[i])+lgamma(a2[i]^(-1)+y2[i])-
lgamma(a2[i]^(-1))-lgamma(y2[i]+1)-a2[i]^(-1)*log(a2[i])-
(y2[i]+a2[i]^(-1))*log(a2[i]^(-1)+y2[i])+
log(1+lambda[i]*(exp(-y1[i])-ce1[i])*(exp(-y2[i])-ce2[i]))
else
if (y1[i]==0) D[i]=lgamma(a1[i]^(-1)+y1[i])-lgamma(a1[i]^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)-a1[i]^(-1)*log(a1[i])-(y1[i]+a1[i]^(-1))*log(a1[i]^(-1)+y1[i])+lgamma(a2[i]^(-1)+y2[i])-
lgamma(a2[i]^(-1))-lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(y2[i])-a2[i]^(-1)*log(a2[i])-(y2[i]+a2[i]^(-1))*log(a2[i]^(-1)+y2[i])+
log(1+lambda[i]*(exp(-y1[i])-ce1[i])*(exp(-y2[i])-ce2[i]))
else
if (y2[i]==0) D[i]=lgamma(a1[i]^(-1)+y1[i])-lgamma(a1[i]^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(y1[i])-a1[i]^(-1)*log(a1[i])-
(y1[i]+a1[i]^(-1))*log(a1[i]^(-1)+y1[i])+lgamma(a2[i]^(-1)+y2[i])-
lgamma(a2[i]^(-1))-lgamma(y2[i]+1)-a2[i]^(-1)*log(a2[i])-
(y2[i]+a2[i]^(-1))*log(a2[i]^(-1)+y2[i])+
log(1+lambda[i]*(exp(-y1[i])-ce1[i])*(exp(-y2[i])-ce2[i]))
else

```


Lampiran 14. Syntax GWBNBR dengan Prediktor (Lanjutan)

```
D[i]=lgamma(a1[i]^(-1)+y1[i])-lgamma(a1[i]^(-1))-  
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(y1[i])-a1[i]^(-1)*log(a1[i])-(y1[i]+a1[i]^(-  
1))*log(a1[i]^(-1)+y1[i])+lgamma(a2[i]^(-1)+y2[i])-lgamma(a2[i]^(-1))-  
lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(y2[i])-a2[i]^(-1)*log(a2[i])-(y2[i]+a2[i]^(-  
1))*log(a2[i]^(-1)+y2[i])+log(1+lambda[i]*(exp(-y1[i])-ce1[i])*(exp(-  
y2[i])-ce2[i]))  
}  
MU=cbind(mu11,mu21)  
D0=sum(D)  
Loglike=matrix(Q1)  
L1=sum(Q1)  
AIC=-2*L1+2*(nrow(param))  
Dev=2*(D0-L1)  
write.table(Hasil,file="E://Output  
GWBNBR//GWBNBR_Parameter.csv",sep=";")  
write.table(se,file="E://Output GWBNBR//GWBNBR_SE.csv",sep=";")  
write.table(z,file="E://Output GWBNBR//GWBNBR_Z.csv",sep=";")  
write.table(pv,file="E://Output GWBNBR//GWBNBR_Pval.csv",sep=";")  
write.table(Loglike,file="E://Output  
GWBNBR//GWBNBR_Loglikelihood.csv",sep=";")  
write.table(AIC,file="E://Output  
GWBNBR//GWBNBR_AIC.csv",sep=";")  
write.table(Dev,file="E://Output  
GWBNBR//GWBNBR_Deviance.csv",sep=";")  
write.table(MU,file="E://Output GWBNBR//GWBNBR_MU.csv",sep=";")  
list(Konvergensi=sum(convergen),Parameter1=t(round(Hasil[1:(p+1),],digit=4)),SE1=t(round(se[1:(p+1),],digit=4)),Zscore1=t(round(z[1:(p+1),],digit=4)),Pvalue1=t(round(pv[1:(p+1),],digit=4)),Sig.1=t(signif[1:(p+1),]),Parameter2=t(round(Hasil[(p+2):(2*p+2),],digit=4)),SE2=t(round(se[(p+2):(2*p+2),],digit=4)),Zscore2=t(round(z[(p+2):(2*p+2),],digit=4)),Pvalue2=t(round(pv[(p+2):(2*p+2),],digit=4)),Sig.2=t(signif[(p+2):(2*p+2),]),data.frame(Lambda=matrix(round(Hasil[(2*p+3),],digit=4)),SE3=matrix(round(se[(2*p+3),],digit=4)),Zscore3=matrix(round(z[(2*p+3),],digit=4)),Pvalue3=matrix(round(pv[(2*p+3),],digit=4)),Sig.3=matrix(signif[(2*p+3),])),Loglikelihood=L1,AIC=AIC,Deviance=Dev,MU=MU)  
}
```

Lampiran 15. *Syntax* GWBNBR Tanpa Prediktor

```

GWBNBR0=function(respons1,respons2,a,pembobot,lokasi)
{
y1=as.matrix(respons1)
y2=as.matrix(respons2)
n=nrow(y1)
w=as.matrix(pembobot)
start=c(1,a,1,a,0)
A=matrix(nrow=1,ncol=1)
Hasil=matrix(nrow=5,ncol=n)
z=matrix(nrow=5,ncol=n)
se=matrix(nrow=5,ncol=n)
pv=matrix(nrow=5,ncol=n)
signif=matrix(nrow=5,ncol=n)
param=matrix(nrow=5,ncol=1)
d=1-exp(-1)
Q=function(param)
{
  be1=param[1]
  miyu1=rep(exp(be1),n)
  be2=param[3]
  miyu2=rep(exp(be2),n)
  al1=param[2]
  al2=param[4]
  lamda=param[5]
  c1=(1+d*al1*miyu1)^-(1/al1)
  c2=(1+d*al2*miyu2)^-(1/al2)
  for(i in 1:n)
  {
    A[i]=( lgamma(al1^(-1)+y1[i])-lgamma(al1^(-1))-
lgamma(y1[i]+1)+y1[i]*log(miyu1[i])-al1^(-1)*log(al1)-(y1[i]+al1^(-
1))*log(al1^(-1)+miyu1[i])+lgamma(al2^(-1)+y2[i])-lgamma(al2^(-1))-
lgamma(y2[i]+1)+y2[i]*log(miyu2[i])-al2^(-1)*log(al2)-(y2[i]+al2^(-
1))*log(al2^(-1)+miyu2[i])+log(1+lamda*(exp(-y1[i])-c1[i]))*(exp(-y2[i])-
c2[i])) ) *w[lokasi,i]
  }
}

```

Lampiran 15. Syntax GWBNBR Tanpa Prediktor (Lanjutan)

```
Q=sum(A)
}
fit=optim(start,Q,control = list(fnscale = -1,maxit =
10000),hessian=TRUE)
parameter=as.matrix(fit$par)
conv=fit$convergen
hes=fit$hessian
inv=diag(solve(-hes))
se=sqrt(abs(inv))
z=parameter/se
pv=2*pnorm(z,lower.tail=FALSE)
b1=parameter[1]
a1=parameter[2]
b2=parameter[3]
a2=parameter[4]
lam=parameter[5]
mu11=exp(b1)
mu21=exp(b2)
ce1=(1+d*a1*mu11)^(1/a1)
ce2=(1+d*a2*mu21)^(1/a2)
L= lgamma(a1^(-1)+y1[lokasi])-lgamma(a1^(-1))-
lgamma(y1[lokasi]+1)+y1[lokasi]*log(mu11)-a1^(-1)*log(a1)-
(y1[lokasi]+a1^(-1))*log(a1^(-1)+mu11)+lgamma(a2^(-1)+y2[lokasi])-
lgamma(a2^(-1))-lgamma(y2[lokasi]+1)+y2[lokasi]*log(mu21)-a2^(-
1)*log(a2)-(y2[lokasi]+a2^(-1))*log(a2^(-1)+mu21)+log(1+lam*(exp(-
y1[lokasi])-ce1)*(exp(-y2[lokasi])-ce2))
L=L
list(Lokasi=lokasi,Konvergensi=conv,parameter=parameter,z.score=z,pval
ue=round(pv,digit=4),init=a,Loglikelihood=L)
}
```

Lampiran 16. Pengolahan Model Lokal (GWBNBR)

```
data=read.csv("E:/databobot.csv",header=TRUE,sep=";")
y1=data[,1]
y2=data[,2]
U=data[,8]
V=data[,9]
fgwbnbr1=GWBNBR(y1,y2,x,w)  #untuk GWBNBR dengan prediktor

#untuk GWBNBR tanpa prediktor
fgwbnbr0=GWBNBR0(y1,y2,a,w,l=...)  #...Diisi dengan lokasi yang
                                     akan dicari nilainya
                                     l=1,2,...,n
                                     #nilai a adalah initial value
                                     (trial and error)
```

Lampiran 17. Output Model GWBNBR dengan Prediktor

No	b10	se	z-score	P-value	Sig	b20	se	z-score	P-value	Sig
1	-1.089	2.593	-0.420	0.674		-1.461	3.467	-0.421	0.674	
2	-0.713	2.793	-0.255	0.799		-1.334	9.034	-0.148	0.883	
3	-0.492	4.176	-0.118	0.906		0.181	0.168	1.079	0.281	
4	-2.363	14.362	-0.165	0.869		-1.291	15.197	-0.085	0.932	
5	-1.648	4.049	-0.407	0.684		-1.524	3.530	-0.432	0.666	
6	-2.673	6.789	-0.394	0.694		-0.423	9.236	-0.046	0.963	
7	-1.359	3.721	-0.365	0.715		-0.882	2.842	-0.310	0.756	
8	-0.871	3.494	-0.249	0.803		-0.239	3.030	-0.079	0.937	
9	-1.657	4.195	-0.395	0.693		-1.307	11.015	-0.119	0.906	
10	-0.317	2.632	-0.120	0.904		-1.256	5.265	-0.238	0.812	
11	-0.765	2.297	-0.333	0.739		-1.116	5.560	-0.201	0.841	
12	-0.501	2.807	-0.178	0.858		-1.333	9.191	-0.145	0.885	
13	-0.739	2.260	-0.327	0.744		-1.261	5.269	-0.239	0.811	
14	-1.025	2.924	-0.350	0.726		-1.144	4.016	-0.285	0.776	
15	-1.196	2.400	-0.499	0.618		-1.508	4.686	-0.322	0.748	
16	-0.793	3.389	-0.234	0.815		-1.092	13.705	-0.080	0.936	
17	-1.444	3.669	-0.394	0.694		-1.333	5.106	-0.261	0.794	
18	-1.078	2.825	-0.382	0.703		-0.804	5.903	-0.136	0.892	
19	-3.713	3.334	-1.114	0.265		1.552	2.078	0.747	0.455	
20	-1.031	2.658	-0.388	0.698		-1.166	7.507	-0.155	0.877	
21	-1.665	3.981	-0.418	0.676		-0.506	1.353	-0.374	0.709	
22	-1.418	4.584	-0.309	0.757		-1.290	4.502	-0.286	0.775	
23	-2.336	4.156	-0.562	0.574		-0.396	3.618	-0.109	0.913	

**Lampiran 17. Output Model GWBNBR dengan Prediktor
(Lanjutan)**

No	b10	se	z-score	P-value	Sig	b20	se	z-score	P-value	Sig
24	-0.248	4.081	-0.061	0.951		-2.317	37.314	-0.062	0.950	
25	-1.298	2.422	-0.536	0.592		-0.895	5.104	-0.175	0.861	
26	-1.312	4.588	-0.286	0.775		-0.776	4.550	-0.171	0.864	
27	-1.674	4.342	-0.385	0.700		-0.408	1.381	-0.295	0.768	
28	-1.205	3.892	-0.310	0.757		-0.256	2.227	-0.115	0.909	
29	-0.957	2.742	-0.349	0.727		-2.017	2.797	-0.721	0.471	
30	-1.033	2.608	-0.396	0.692		-1.198	3.819	-0.314	0.754	
31	-1.344	2.856	-0.470	0.638		-1.628	3.713	-0.438	0.661	
32	-1.130	2.751	-0.411	0.681		-1.208	3.807	-0.317	0.751	
33	-0.784	2.361	-0.332	0.740		-1.197	46.380	-0.026	0.979	
34	-0.754	2.319	-0.325	0.745		-1.341	3.862	-0.347	0.729	
35	-1.103	3.150	-0.350	0.726		-1.524	12.703	-0.120	0.905	
36	-1.110	3.861	-0.287	0.774		-1.559	7.301	-0.214	0.831	
37	-1.589	3.610	-0.440	0.660		-1.514	5.888	-0.257	0.797	
38	-1.330	2.862	-0.465	0.642		-1.806	3.488	-0.518	0.605	

No	b11	se	z-score	p-value	Sig	b21	se	z-score	p-value	Sig
1	0.218	0.097	2.242	0.025	**	0.328	0.133	2.465	0.014	**
2	0.208	0.106	1.961	0.050	**	0.308	0.338	0.909	0.363	
3	0.267	0.152	1.759	0.079	***	0.246	0.031	7.824	0.000	*
4	0.283	0.393	0.721	0.471		0.295	0.524	0.562	0.574	
5	0.226	0.149	1.515	0.130		0.315	0.124	2.537	0.011	**
6	0.289	0.218	1.328	0.184		0.275	0.340	0.809	0.419	
7	0.275	0.143	1.921	0.055	***	0.290	0.098	2.955	0.003	*
8	0.264	0.129	2.049	0.040	**	0.267	0.105	2.534	0.011	**
9	0.223	0.149	1.499	0.134		0.312	0.434	0.720	0.472	
10	0.202	0.101	1.994	0.046	**	0.325	0.214	1.517	0.129	
11	0.217	0.086	2.518	0.012	**	0.323	0.226	1.426	0.154	
12	0.206	0.104	1.984	0.047	**	0.329	0.378	0.872	0.383	
13	0.213	0.086	2.490	0.013	**	0.324	0.213	1.518	0.129	
14	0.224	0.115	1.949	0.051	**	0.322	0.163	1.976	0.048	**
15	0.230	0.087	2.635	0.008	*	0.321	0.173	1.852	0.064	***
16	0.239	0.124	1.930	0.054	***	0.319	0.561	0.568	0.570	
17	0.251	0.122	2.052	0.040	**	0.302	0.192	1.572	0.116	
18	0.249	0.107	2.328	0.020	**	0.304	0.240	1.265	0.206	
19	0.347	0.100	3.457	0.001	*	0.208	0.088	2.361	0.018	**
20	0.226	0.099	2.282	0.022	**	0.320	0.308	1.039	0.299	

**Lampiran 17. Output Model GWBNBR dengan Prediktor
(Lanjutan)**

No	b11	se	z-score	P-value	Sig	b21	se	z-score	P-value	Sig
21	0.273	0.136	2.002	0.045	**	0.281	0.077	3.661	0.000	*
22	0.225	0.165	1.369	0.171		0.312	0.168	1.854	0.064	***
23	0.303	0.174	1.743	0.081	***	0.272	0.138	1.981	0.048	**
24	0.188	0.139	1.359	0.174		0.336	1.450	0.232	0.817	
25	0.220	0.088	2.513	0.012	**	0.302	0.204	1.480	0.139	
26	0.219	0.170	1.285	0.199		0.292	0.169	1.729	0.084	***
27	0.285	0.157	1.814	0.070	***	0.270	0.063	4.282	0.000	*
28	0.268	0.135	1.985	0.047	**	0.271	0.072	3.783	0.000	*
29	0.218	0.099	2.208	0.027	**	0.315	0.077	4.095	0.000	*
30	0.216	0.100	2.159	0.031	**	0.327	0.156	2.097	0.036	**
31	0.212	0.101	2.100	0.036	**	0.310	0.123	2.524	0.012	**
32	0.219	0.104	2.095	0.036	**	0.327	0.155	2.116	0.034	**
33	0.215	0.086	2.511	0.012	**	0.325	1.929	0.169	0.866	
34	0.206	0.087	2.364	0.018	**	0.329	0.155	2.124	0.034	**
35	0.228	0.114	2.005	0.045	**	0.336	0.525	0.640	0.522	
36	0.244	0.125	1.943	0.052	***	0.322	0.272	1.182	0.237	
37	0.244	0.135	1.815	0.069	***	0.331	0.234	1.412	0.158	
38	0.230	0.107	2.152	0.031	**	0.332	0.126	2.640	0.008	*

No	b12	se	z-score	P-value	Sig	b22	se	z-score	P-value	Sig
1	0.023	0.014	1.577	0.115		0.036	0.013	2.666	0.008	*
2	0.029	0.017	1.678	0.093	***	0.037	0.010	3.612	0.000	*
3	0.034	0.021	1.594	0.111		0.030	0.013	2.376	0.018	**
4	0.021	0.024	0.884	0.377		0.029	0.033	0.873	0.382	
5	0.026	0.019	1.393	0.164		0.039	0.013	3.089	0.002	*
6	0.019	0.024	0.816	0.414		0.032	0.022	1.482	0.138	
7	0.036	0.018	2.035	0.042	**	0.031	0.013	2.412	0.016	**
8	0.033	0.020	1.657	0.098	***	0.032	0.009	3.364	0.001	*
9	0.022	0.019	1.164	0.244		0.037	0.010	3.623	0.000	*
10	0.023	0.015	1.510	0.131		0.038	0.008	4.622	0.000	*
11	0.023	0.013	1.768	0.077	***	0.036	0.010	3.738	0.000	*
12	0.025	0.015	1.660	0.097	***	0.037	0.004	9.779	0.000	*
13	0.021	0.013	1.576	0.115		0.036	0.009	3.930	0.000	*
14	0.023	0.015	1.519	0.129		0.035	0.012	2.829	0.005	*
15	0.024	0.013	1.852	0.064	***	0.037	0.012	3.105	0.002	*
16	0.029	0.016	1.797	0.072	***	0.037	0.022	1.711	0.087	***
17	-0.005	0.020	-0.242	0.809		0.032	0.016	2.079	0.038	**
18	0.031	0.015	2.113	0.035	**	0.037	0.014	2.619	0.009	*
19	0.030	0.022	1.372	0.170		0.031	0.013	2.299	0.021	**
20	0.025	0.014	1.800	0.072	***	0.039	0.007	6.001	0.000	*

**Lampiran 17. Output Model GWBNBR dengan Prediktor
(Lanjutan)**

No	b12	se	z-score	p-value	Sig	b22	se	z-score	p-value	Sig
21	0.022	0.020	1.072	0.284		0.033	0.017	2.010	0.044	**
22	0.027	0.020	1.329	0.184		0.037	0.015	2.542	0.011	**
23	0.022	0.027	0.823	0.411		0.031	0.015	2.052	0.040	**
24	0.011	0.021	0.526	0.599		0.035	0.068	0.512	0.609	
25	0.019	0.013	1.464	0.143		0.038	0.013	2.914	0.004	*
26	0.028	0.021	1.299	0.194		0.032	0.012	2.751	0.006	*
27	0.033	0.023	1.445	0.148		0.032	0.014	2.222	0.026	**
28	0.028	0.022	1.266	0.205		0.031	0.014	2.266	0.023	**
29	0.023	0.014	1.567	0.117		0.039	0.013	3.049	0.002	*
30	0.022	0.015	1.517	0.129		0.034	0.013	2.535	0.011	**
31	0.022	0.015	1.445	0.149		0.036	0.012	3.015	0.003	*
32	0.022	0.015	1.486	0.137		0.035	0.013	2.688	0.007	*
33	0.022	0.013	1.631	0.103		0.035	0.060	0.584	0.559	
34	0.021	0.014	1.488	0.137		0.035	0.013	2.730	0.006	*
35	0.022	0.016	1.407	0.160		0.040	0.017	2.278	0.023	**
36	0.015	0.018	0.868	0.385		0.036	0.008	4.352	0.000	*
37	0.027	0.016	1.651	0.099	***	0.039	0.010	3.843	0.000	*
38	0.024	0.014	1.702	0.089	***	0.038	0.013	2.884	0.004	**

No	b13	se	z-score	p-value	Sig	b23	se	z-score	p-value	Sig
1	0.010	0.021	0.465	0.642		0.029	0.022	1.323	0.186	
2	0.005	0.023	0.215	0.830		0.024	0.062	0.377	0.706	
3	0.031	0.026	1.198	0.231		0.021	0.012	1.693	0.090	***
4	0.038	0.068	0.557	0.577		0.025	0.072	0.352	0.725	
5	0.012	0.030	0.402	0.688		0.024	0.017	1.366	0.172	
6	0.046	0.038	1.214	0.225		0.029	0.050	0.585	0.559	
7	0.028	0.024	1.186	0.236		0.028	0.011	2.530	0.011	**
8	0.036	0.022	1.631	0.103		0.027	0.011	2.372	0.018	**
9	0.024	0.029	0.824	0.410		0.027	0.070	0.384	0.701	
10	0.009	0.022	0.400	0.689		0.027	0.038	0.710	0.478	
11	0.009	0.018	0.500	0.617		0.027	0.040	0.666	0.505	
12	0.010	0.021	0.483	0.629		0.026	0.064	0.407	0.684	
13	0.010	0.019	0.555	0.579		0.029	0.040	0.731	0.465	
14	0.013	0.025	0.529	0.597		0.030	0.030	1.014	0.311	
15	0.011	0.018	0.633	0.527		0.024	0.028	0.868	0.385	
16	0.016	0.024	0.652	0.514		0.025	0.095	0.267	0.790	
17	0.034	0.024	1.400	0.162		0.036	0.030	1.207	0.227	
18	0.013	0.020	0.663	0.507		0.020	0.039	0.515	0.607	
19	0.047	0.014	3.372	0.001	*	0.016	0.015	1.081	0.280	
20	0.017	0.019	0.874	0.382		0.023	0.046	0.509	0.611	

**Lampiran 17. Output Model GWBNBR dengan Prediktor
(Lanjutan)**

No	b13	se	z-score	P-value	Sig	b23	se	z-score	P-value	Sig
21	0.038	0.025	1.511	0.131		0.026	0.016	1.640	0.101	
22	0.021	0.029	0.705	0.481		0.026	0.022	1.184	0.237	
23	0.041	0.031	1.322	0.186		0.026	0.022	1.173	0.241	
24	0.034	0.028	1.208	0.227		0.037	0.198	0.186	0.853	
25	0.016	0.019	0.832	0.406		0.021	0.036	0.580	0.562	
26	0.013	0.034	0.386	0.699		0.025	0.031	0.817	0.414	
27	0.034	0.029	1.189	0.234		0.026	0.016	1.646	0.100	***
28	0.039	0.024	1.642	0.101		0.028	0.007	4.217	0.000	*
29	0.012	0.021	0.548	0.584		0.020	0.005	4.245	0.000	*
30	0.010	0.022	0.476	0.634		0.031	0.028	1.105	0.269	
31	0.010	0.020	0.488	0.625		0.024	0.019	1.323	0.186	
32	0.011	0.023	0.481	0.631		0.030	0.027	1.101	0.271	
33	0.011	0.018	0.621	0.535		0.025	0.314	0.078	0.938	
34	0.008	0.019	0.423	0.672		0.030	0.027	1.093	0.274	
35	0.016	0.023	0.714	0.475		0.024	0.077	0.309	0.757	
36	0.033	0.024	1.359	0.174		0.033	0.038	0.862	0.388	
37	0.017	0.026	0.680	0.497		0.024	0.036	0.674	0.500	
38	0.014	0.022	0.664	0.507		0.027	0.018	1.452	0.147	

No	b14	se	z-score	P-value	Sig	b24	se	z-score	P-value	Sig
1	-0.019	0.011	-1.615	0.106		-0.009	0.009	-0.998	0.318	
2	-0.019	0.013	-1.442	0.149		-0.009	0.017	-0.515	0.606	
3	-0.008	0.022	-0.357	0.721		-0.010	0.013	-0.753	0.451	
4	-0.021	0.037	-0.566	0.571		-0.015	0.029	-0.520	0.603	
5	-0.015	0.014	-1.061	0.289		-0.014	0.006	-2.130	0.033	**
6	-0.023	0.022	-1.025	0.306		-0.004	0.013	-0.321	0.748	
7	-0.001	0.021	-0.068	0.946		-0.008	0.013	-0.585	0.558	
8	-0.006	0.019	-0.299	0.765		-0.004	0.011	-0.356	0.722	
9	-0.029	0.017	-1.689	0.091		-0.005	0.007	-0.722	0.470	
10	-0.012	0.013	-0.963	0.336		-0.006	0.005	-1.104	0.270	
11	-0.013	0.011	-1.181	0.238		-0.008	0.004	-1.920	0.055	***
12	-0.014	0.014	-1.012	0.312		-0.003	0.007	-0.385	0.700	
13	-0.017	0.011	-1.527	0.127		-0.007	0.003	-2.208	0.027	**
14	-0.015	0.012	-1.221	0.222		-0.007	0.008	-0.861	0.389	
15	-0.018	0.012	-1.499	0.134		-0.009	0.008	-1.039	0.299	
16	-0.014	0.017	-0.838	0.402		-0.002	0.015	-0.130	0.896	
17	-0.037	0.018	-2.073	0.038	**	-0.004	0.011	-0.374	0.708	
18	-0.008	0.014	-0.585	0.558		0.003	0.011	0.245	0.806	
19	-0.021	0.008	-2.560	0.010	**	-0.005	0.011	-0.416	0.677	
20	-0.019	0.013	-1.512	0.131		0.001	0.013	0.047	0.963	

**Lampiran 17. Output Model GWBNBR dengan Prediktor
(Lanjutan)**

No	b14	se	z-score	P-value	Sig	b24	se	z-score	P-value	Sig
21	-0.020	0.018	-1.099	0.272		-0.006	0.015	-0.435	0.664	
22	-0.018	0.018	-1.019	0.308		-0.006	0.013	-0.431	0.667	
23	-0.026	0.021	-1.209	0.227		-0.007	0.012	-0.608	0.543	
24	-0.035	0.022	-1.609	0.108		-0.007	0.005	-1.425	0.154	
25	-0.025	0.011	-2.216	0.027	**	-0.005	0.011	-0.455	0.649	
26	-0.014	0.016	-0.851	0.395		-0.012	0.003	-3.592	0.000	*
27	-0.011	0.022	-0.516	0.606		-0.009	0.015	-0.619	0.536	
28	-0.011	0.019	-0.567	0.571		-0.005	0.013	-0.351	0.726	
29	-0.017	0.013	-1.346	0.178		-0.017	0.005	-3.367	0.001	*
30	-0.018	0.011	-1.568	0.117		-0.007	0.009	-0.793	0.428	
31	-0.023	0.013	-1.749	0.080	***	-0.018	0.003	-5.307	0.000	*
32	-0.018	0.012	-1.516	0.129		-0.007	0.009	-0.770	0.442	
33	-0.018	0.013	-1.415	0.157		-0.003	0.029	-0.100	0.920	
34	-0.019	0.011	-1.664	0.096	***	-0.008	0.008	-0.965	0.335	
35	-0.021	0.015	-1.349	0.177		0.000	0.013	-0.014	0.989	
36	-0.025	0.017	-1.430	0.153		-0.007	0.014	-0.476	0.634	
37	-0.017	0.014	-1.203	0.229		-0.003	0.011	-0.270	0.787	
38	-0.018	0.012	-1.534	0.125		-0.011	0.009	-1.221	0.222	

No	b15	se	z-score	P-value	Sig	b25	se	z-score	P-value	Sig
1	-0.126	0.211	-0.598	0.550		-0.297	0.153	-1.949	0.051	***
2	-0.185	0.232	-0.795	0.427		-0.241	0.435	-0.554	0.579	
3	-1.186	0.609	-1.948	0.051	***	-0.327	0.184	-1.780	0.075	***
4	-0.415	2.004	-0.207	0.836		-0.066	1.341	-0.049	0.961	
5	-0.147	0.285	-0.517	0.606		-0.151	0.117	-1.291	0.197	
6	-0.468	0.777	-0.603	0.547		-0.528	0.499	-1.056	0.291	
7	-1.052	0.558	-1.887	0.059	***	-0.328	0.133	-2.461	0.014	**
8	-1.211	0.540	-2.241	0.025	**	-0.504	0.135	-3.719	0.000	*
9	-0.064	0.376	-0.169	0.866		-0.373	0.341	-1.093	0.274	
10	-0.359	0.246	-1.457	0.145		-0.395	0.088	-4.514	0.000	*
11	-0.281	0.222	-1.270	0.204		-0.358	0.072	-4.990	0.000	*
12	-0.357	0.280	-1.277	0.201		-0.416	0.198	-2.095	0.036	**
13	-0.218	0.202	-1.082	0.279		-0.385	0.092	-4.205	0.000	*
14	-0.284	0.232	-1.226	0.220		-0.412	0.161	-2.552	0.011	**
15	-0.195	0.231	-0.843	0.399		-0.204	0.196	-1.040	0.299	
16	-0.535	0.421	-1.272	0.203		-0.447	0.427	-1.046	0.296	
17	0.138	0.487	0.284	0.776		-0.484	0.291	-1.664	0.096	***
18	-0.565	0.359	-1.573	0.116		-0.472	0.227	-2.077	0.038	**
19	-0.558	0.942	-0.593	0.553		-0.593	0.027	-22.009	0.000	*
20	-0.315	0.265	-1.191	0.234		-0.469	0.095	-4.912	0.000	*

**Lampiran 17. Output Model GWBNBR dengan Prediktor
(Lanjutan)**

No	b15	se	z-score	P-value	Sig	b25	se	z-score	P-value	Sig
21	-0.616	0.470	-1.312	0.190		-0.444	0.158	-2.814	0.005	*
22	-0.330	0.401	-0.822	0.411		-0.346	0.095	-3.630	0.000	*
23	-0.492	0.325	-1.514	0.130		-0.382	0.218	-1.757	0.079	***
24	-0.266	0.540	-0.493	0.622		-0.313	1.525	-0.206	0.837	
25	-0.028	0.220	-0.127	0.899		-0.345	0.241	-1.430	0.153	
26	-0.290	0.318	-0.913	0.361		-0.242	0.173	-1.393	0.164	
27	-0.896	0.503	-1.781	0.075	***	-0.359	0.204	-1.754	0.079	***
28	-1.031	0.575	-1.793	0.073	***	-0.513	0.191	-2.679	0.007	*
29	-0.205	0.271	-0.757	0.449		0.116	0.272	0.424	0.671	
30	-0.162	0.213	-0.762	0.446		-0.409	0.189	-2.165	0.030	**
31	0.011	0.288	0.039	0.969		-0.025	0.277	-0.090	0.928	
32	-0.145	0.218	-0.663	0.507		-0.407	0.180	-2.267	0.023	**
33	-0.209	0.240	-0.872	0.383		-0.379	1.317	-0.288	0.773	
34	-0.134	0.204	-0.657	0.511		-0.359	0.165	-2.178	0.029	**
35	-0.221	0.297	-0.746	0.456		-0.418	0.285	-1.466	0.143	
36	-0.419	0.468	-0.896	0.370		-0.418	0.260	-1.607	0.108	
37	-0.276	0.296	-0.930	0.352		-0.359	0.105	-3.410	0.001	*
38	-0.205	0.234	-0.874	0.382		-0.183	0.061	-2.994	0.003	*

No	a1	se	z-score	P-value	Sig	a2	se	z-score	P-value	Sig
1	0.608	0.280	2.168	0.030	**	0.957	0.378	2.529	0.011	**
2	0.699	0.364	1.920	0.055	***	0.632	0.653	0.968	0.333	
3	1.244	0.529	2.353	0.019	**	0.740	0.180	4.106	0.000	*
4	1.146	1.214	0.944	0.345		1.091	2.125	0.514	0.608	
5	1.058	0.669	1.582	0.114		0.863	0.336	2.572	0.010	**
6	1.337	0.733	1.823	0.068	***	0.729	0.792	0.920	0.358	
7	0.968	0.358	2.702	0.007	*	0.888	0.363	2.447	0.014	**
8	1.021	0.359	2.842	0.004	*	0.564	0.240	2.351	0.019	**
9	1.267	0.673	1.882	0.060	***	0.738	0.869	0.849	0.396	
10	0.730	0.361	2.023	0.043	**	0.686	0.406	1.687	0.092	***
11	0.548	0.221	2.483	0.013	**	0.750	0.474	1.581	0.114	
12	0.863	0.374	2.305	0.021	**	0.730	0.727	1.005	0.315	
13	0.473	0.204	2.320	0.020	**	0.686	0.402	1.707	0.088	***
14	0.602	0.310	1.939	0.053	***	0.765	0.356	2.149	0.032	**
15	0.516	0.202	2.555	0.011	**	0.930	0.492	1.892	0.058	***
16	0.885	0.389	2.279	0.023	**	0.660	0.972	0.679	0.497	
17	1.099	0.484	2.272	0.023	**	0.533	0.271	1.969	0.049	**
18	0.651	0.246	2.643	0.008	*	0.636	0.429	1.485	0.137	
19	0.981	0.295	3.327	0.001	*	0.570	0.185	3.082	0.002	*
20	0.600	0.220	2.728	0.006	*	0.897	0.764	1.174	0.240	

**Lampiran 17. Output Model GWBNBR dengan Prediktor
(Lanjutan)**

No	a1	se	z-score	P- value	Sig	a2	se	z-score	P- value	Sig
21	1.072	0.424	2.527	0.012	**	0.993	0.063	15.662	0.000	*
22	1.293	0.708	1.828	0.068	***	1.100	0.590	1.865	0.062	
23	1.744	0.991	1.759	0.079	***	0.661	0.283	2.336	0.020	**
24	1.415	0.684	2.069	0.039	**	0.644	2.177	0.296	0.767	
25	0.592	0.231	2.560	0.010	**	0.499	0.284	1.755	0.079	***
26	1.423	1.101	1.293	0.196		0.698	0.386	1.806	0.071	***
27	1.154	0.547	2.111	0.035	**	0.729	0.079	9.192	0.000	*
28	0.947	0.364	2.603	0.009	*	0.687	0.238	2.885	0.004	*
29	0.728	0.335	2.173	0.030	**	0.894	0.253	3.528	0.000	*
30	0.512	0.250	2.049	0.040	**	0.814	0.356	2.289	0.022	*
31	0.814	0.356	2.288	0.022	**	0.808	0.310	2.607	0.009	*
32	0.617	0.307	2.014	0.044	**	0.846	0.373	2.266	0.023	**
33	0.556	0.210	2.645	0.008	*	0.751	3.834	0.196	0.845	
34	0.525	0.237	2.216	0.027	**	0.832	0.362	2.298	0.022	**
35	0.916	0.397	2.310	0.021	**	0.829	1.117	0.742	0.458	
36	1.049	0.421	2.490	0.013	**	0.979	0.787	1.243	0.214	
37	0.928	0.434	2.139	0.032	**	0.886	0.568	1.560	0.119	
38	0.689	0.300	2.297	0.022	**	1.021	0.387	2.639	0.008	*

No	lambda	se	z-score	P- value	Sig
1	-0.017	4.946	-0.003	0.997	
2	-0.236	3.132	-0.075	0.940	
3	-1.109	22.441	-0.049	0.961	
4	0.495	33.093	0.015	0.988	
5	0.180	5.262	0.034	0.973	
6	1.263	28.863	0.044	0.965	
7	-0.525	10.741	-0.049	0.961	
8	0.313	67.130	0.005	0.996	
9	0.535	5.258	0.102	0.919	
10	-0.935	6.470	-0.145	0.885	
11	-0.282	6.052	-0.047	0.963	
12	-0.714	6.673	-0.107	0.915	
13	-0.438	5.638	-0.078	0.938	
14	-0.067	7.124	-0.009	0.993	
15	0.018	5.077	0.004	0.997	
16	-0.517	19.463	-0.027	0.979	
17	0.385	3.435	0.112	0.911	
18	-0.190	16.568	-0.011	0.991	
19	-0.080	48.933	-0.002	0.999	
20	-0.223	7.335	-0.030	0.976	

**Lampiran 17. Output Model GWBNBR dengan Prediktor
(Lanjutan)**

No	lambda	se	z-score	P-value	Sig
21	-0.044	3.430	-0.013	0.990	
22	-1.147	6.548	-0.175	0.861	
23	-0.220	12.757	-0.017	0.986	
24	0.693	8.651	0.080	0.936	
25	0.102	3.931	0.026	0.979	
26	-0.561	5.583	-0.101	0.920	
27	-0.189	20.775	-0.009	0.993	
28	-0.540	36.106	-0.015	0.988	
29	-0.065	5.205	-0.013	0.990	
30	-0.030	6.244	-0.005	0.996	
31	-0.055	3.371	-0.016	0.987	
32	-0.072	5.623	-0.013	0.990	
33	-0.250	4.378	-0.057	0.954	
34	-0.332	5.071	-0.066	0.948	
35	-0.310	5.682	-0.055	0.956	
36	-0.431	10.562	-0.041	0.967	
37	-0.551	5.773	-0.095	0.924	
38	0.146	5.179	0.028	0.978	

Lampiran 18. Output Model GWBNBR Tanpa Prediktor

No	Kabupaten/ Kota	b1	a1	b2	a2	lambda	initial alpha	Ln- likelihood
1	Pacitan	-1.647	168.369	4.566	1.188	1890.905	4.000	-6.852
2	Ponorogo	-5.419	8639.765	4.519	1.460	51471.696	4.000	-8.740
3	Trenggalek	-5.897	16655.883	4.454	1.232	138574.175	4.300	-6.330
4	Tulungagung	-7.264	77848.849	4.393	1.676	285147.404	4.400	-6.354
5	Blitar	-0.600	55.554	4.574	1.186	642.021	4.100	-7.095
6	Kediri	-7.215	66530.914	4.396	1.601	264113.534	4.100	-7.214
7	Malang	-4.847	5343.307	4.470	1.112	60576.768	4.100	-7.430
8	Lumajang	-1.612	253.512	4.387	1.664	944.807	4.100	-11.976
9	Jember	-3.921	1709.667	4.568	1.079	24280.966	4.100	-13.913
10	Banyuwangi	-0.819	78.265	4.552	1.231	781.543	4.200	-7.550
11	Bondowoso	-3.054	946.291	4.498	1.502	5005.118	4.200	-8.753
12	Situbondo	-0.915	85.074	4.571	1.072	1288.150	4.300	-10.529
13	Probolinggo	-1.067	102.622	4.549	1.262	946.643	4.300	-12.324
14	Pasuruan	-0.484	49.945	4.567	1.192	573.747	4.300	-10.247
15	Sidoarjo	-6.726	40301.468	4.489	1.497	208944.981	4.400	-8.426
16	Mojokerto	-3.533	1638.499	4.484	1.409	9763.086	4.500	-7.830
17	Jombang	-6.641	31823.744	4.491	1.092	380727.172	4.500	-7.635
18	Nganjuk	-0.186	40.136	4.560	1.007	748.884	4.400	-8.011

**Lampiran 18. Output Model GWBNBR Tanpa Prediktor
(Lanjutan)**

No	Kabupaten/ Kota	b1	a1	b2	a2	lambda	initial alpha	Ln- likelihood
19	Madiun	-5.803	14244.637	4.489	1.088	174178.998	4.8	-6.626
20	Magetan	-1.745	301.712	4.425	1.802	950.085	4.6	-7.712
21	Ngawi	-1.689	303.838	4.354	1.911	822.490	4.5	-6.872
22	Bojonegoro	-5.861	15133.895	4.526	1.271	119478.253	4.5	-7.260
23	Tuban	-6.570	31344.497	4.494	1.096	377265.786	4.5	-10.327
24	Lamongan	-8.655	233794.000	4.486	1.059	3020494.00	4.1	-10.003
25	Gresik	-2.232	375.889	4.538	1.286	3077.254	4.0	-8.572
26	Bangkalan	-0.370	43.364	4.579	1.159	542.322	4.0	-11.096
27	Sampang	-8.460	251218.600	4.435	1.482	1268281.00	4.0	-11.916
28	Pamekasan	-4.556	4280.002	4.491	1.159	43235.023	4.0	-11.704
29	Sumenep	-6.567	29504.112	4.535	1.291	239214.460	4.0	-15.655
30	Kota Kediri	-1.789	198.071	4.551	1.293	1717.502	4.2	-6.721
31	Kota Blitar	-8.179	182063.642	4.427	1.999	457299.041	4.2	-5.055
32	Kota Malang	-0.629	58.363	4.567	1.193	663.926	4.2	-6.782
33	Kota Probolinggo	-5.971	16782.765	4.540	1.089	217793.503	4.0	-6.524
34	Kota Pasuruan	-9.784	647752.200	4.535	1.375	4583006.00	4.0	-7.656
35	Kota Mojokerto	-7.732	106721.695	4.488	1.312	767934.347	4.0	-2.822
36	Kota Madiun	-4.647	4773.303	4.434	1.321	32249.386	4.3	-0.437
37	Kota Surabaya	-3.259	1164.707	4.513	1.357	7843.247	4.1	-9.914
38	Kota Batu	-0.935	83.709	4.582	1.123	1121.045	4.1	-1.652

**Lampiran 19. Penurunan Parsial Kedua Fungsi Densitas
GWBNBR terhadap Masing-Masing Parameter**

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \beta_{1m}^* \partial \beta_{1j}^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{-x_{ji} (1 + \alpha_1^* y_{li}) x_{mi} \mu_{li}^*}{(1 + \alpha_1^* \mu_{li}^*)^2} - \left(\frac{\lambda^* (e^{-y_{2i}} - c_2^*)}{1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)} \right)^2 \right. \\ \left. \frac{\partial c_1^*}{\partial \beta_{1m}^*} \frac{\partial c_1^*}{\partial \beta_{1j}^*} - \frac{\lambda^* (e^{-y_{2i}} - c_2^*)}{1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)} \frac{\partial^2 c_1^*}{\partial \beta_{1m}^* \partial \beta_{1j}^*} \right\} w_{il}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \beta_{2m}^* \partial \beta_{2j}^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{-x_{ji} (1 + \alpha_2^* y_{2i}) x_{mi} \mu_{2i}^*}{(1 + \alpha_2^* \mu_{2i}^*)^2} - \left(\frac{\lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*)}{1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)} \right)^2 \right. \\ \left. - \frac{\partial c_2^*}{\partial \beta_{2m}^*} \frac{\partial c_2^*}{\partial \beta_{2j}^*} - \frac{\lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*)}{1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)} \frac{\partial^2 c_2^*}{\partial \beta_{2m}^* \partial \beta_{2j}^*} \right\} w_{il}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \beta_{2m}^* \partial \beta_{1j}^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{\lambda^*}{[1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)]^2} \frac{\partial c_2^*}{\partial \beta_{2m}^* \partial \beta_{1j}^*} \right\} w_{il}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{(\partial \alpha_1^*)^2} = \sum_{i=1}^n \left\{ \sum_{t=0}^{y_{li}-1} \frac{\alpha_1^{*-4} + 2\alpha_1^{*-3}t}{(\alpha_1^{*-1} + t)^2} + \alpha_1^{*-3} \left[3 - 2\ln \alpha_1^* - 2\ln(\alpha_1^{*-1} + \mu_{1i}^*) - \frac{\alpha_1^{*-1}}{(\alpha_1^{*-1} + \mu_{1i}^*)} \right] \right. \\ \left. - \frac{\alpha_1^{*-2} y_{li} + 2\alpha_1^{*-3} + 2\alpha_1^{*-1} y_{li} \mu_{1i}^* + 3\alpha_1^{*-2} \mu_{1i}^*}{(1 + \alpha_1^* \mu_{1i}^*)^2} - \left(\frac{\lambda^* (e^{-y_{2i}} - c_2^*)}{1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)} \right)^2 \right. \\ \left. - \frac{\partial c_1^*}{\partial \alpha_1^*} \right)^2 - \frac{\lambda^* (e^{-y_{2i}} - c_2^*)}{1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)} \frac{\partial c_1^*}{(\partial \alpha_1^*)^2} \Big\} w_{il}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{(\partial \alpha_2^*)^2} = \sum_{i=1}^n \left\{ \sum_{t=0}^{y_{2i}-1} \frac{\alpha_2^{*-4} + 2\alpha_2^{*-3}t}{(\alpha_2^{*-1} + t)^2} - \alpha_2^{*-3} \left[3 - 2\ln \alpha_2^* - 2\ln(\alpha_2^{*-1} + \mu_{2i}^*) - \frac{\alpha_2^{*-1}}{(\alpha_2^{*-1} + \mu_{2i}^*)} \right] \right. \\ \left. - \frac{\alpha_2^{*-2} y_{2i} + 2\alpha_2^{*-3} + 2\alpha_2^{*-1} y_{2i} \mu_{2i}^* + 3\alpha_2^{*-2} \mu_{2i}^*}{(1 + \alpha_2^* \mu_{2i}^*)^2} - \left(\frac{\lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*)}{1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)} \right)^2 \right. \\ \left. - \frac{\partial c_2^*}{\partial \alpha_2^*} \right)^2 - \frac{\lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*)}{1 + \lambda^* (e^{-y_{li}} - c_1^*) (e^{-y_{2i}} - c_2^*)} \frac{\partial c_2^*}{(\partial \alpha_2^*)^2} \Big\} w_{il}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \alpha_2^* \partial \alpha_1^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{\lambda^*}{\left[1 + \lambda^* \left(e^{-y_{1i}} - c_1^*\right) \left(e^{-y_{2i}} - c_2^*\right)\right]^2} \frac{\partial c_2^*}{\partial \alpha_2^*} \frac{\partial c_1^*}{\partial \alpha_1^*} \right\} w_{il}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{\left(\partial \lambda^*\right)^2} = - \sum_{i=1}^n \left[\frac{\left(e^{-y_{1i}} - c_1^*\right) \left(e^{-y_{2i}} - c_2^*\right)}{\left[1 + \lambda^* \left(e^{-y_{1i}} - c_1^*\right) \left(e^{-y_{2i}} - c_2^*\right)\right]^2} \right] w_{il}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \alpha_1^* \partial \beta_{1j}^*} = & \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{\alpha_1^{*-2} \left(\mu_{1i}^* - y_{1i}\right) x_{ji} \mu_{1i}^*}{\left(\alpha_1^{*-1} + \mu_{1i}^*\right)^2} - \frac{\lambda^* \left(e^{-y_{2i}} - c_2^*\right)}{1 + \lambda^* \left(e^{-y_{1i}} - c_1^*\right) \left(e^{-y_{2i}} - c_2^*\right)} \right. \\ & \left. \frac{\partial^2 c_1^*}{\partial \alpha_1^* \partial \beta_{1j}^*} - \left(\frac{\lambda^* \left(e^{-y_{2i}} - c_2^*\right)}{1 + \lambda^* \left(e^{-y_{1i}} - c_1^*\right) \left(e^{-y_{2i}} - c_2^*\right)} \right)^2 \frac{\partial c_1^*}{\partial \alpha_1^*} \frac{\partial c_1^*}{\partial \beta_{1j}^*} \right\} w_{il} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \alpha_2^* \partial \beta_{2j}^*} = & \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{\alpha_2^{*-2} \left(\mu_{2i}^* - y_{2i}\right) x_{ji} \mu_{2i}^*}{\left(\alpha_2^{*-1} + \mu_{2i}^*\right)^2} - \frac{\lambda^* \left(e^{-y_{1i}} - c_1^*\right)}{1 + \lambda^* \left(e^{-y_{1i}} - c_1^*\right) \left(e^{-y_{2i}} - c_2^*\right)} \right. \\ & \left. \frac{\partial^2 c_2^*}{\partial \alpha_2^* \partial \beta_{2j}^*} - \left(\frac{\lambda^* \left(e^{-y_{1i}} - c_1^*\right)}{1 + \lambda^* \left(e^{-y_{1i}} - c_1^*\right) \left(e^{-y_{2i}} - c_2^*\right)} \right)^2 \frac{\partial c_2^*}{\partial \alpha_2^*} \frac{\partial c_2^*}{\partial \beta_{2j}^*} \right\} w_{il} \end{aligned}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \alpha_2^* \partial \beta_{1j}^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{\lambda^*}{\left[1 + \lambda^* \left(e^{-y_{1i}} - c_1^*\right) \left(e^{-y_{2i}} - c_2^*\right)\right]^2} \frac{\partial c_2^*}{\partial \alpha_2^*} \frac{\partial c_1^*}{\partial \beta_{1j}^*} \right\} w_{il}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \alpha_1^* \partial \beta_{2j}^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{\lambda^*}{\left[1 + \lambda^* \left(e^{-y_{1i}} - c_1^*\right) \left(e^{-y_{2i}} - c_2^*\right)\right]^2} \frac{\partial c_1^*}{\partial \alpha_1^*} \frac{\partial c_2^*}{\partial \beta_{2j}^*} \right\} w_{il}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \lambda^* \partial \beta_{1j}^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{-\left(e^{-y2i} - c_2^*\right)}{\left[1 + \lambda^* \left(e^{-y1i} - c_1^*\right) \left(e^{-y2i} - c_2^*\right)\right]^2} \frac{\partial c_1^*}{\partial \beta_{1j}^*} \right\} w_{il}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \lambda^* \partial \beta_{2j}^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{-\left(e^{-y1i} - c_1^*\right)}{\left[1 + \lambda^* \left(e^{-y1i} - c_1^*\right) \left(e^{-y2i} - c_2^*\right)\right]^2} \frac{\partial c_2^*}{\partial \beta_{2j}^*} \right\} w_{il}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \lambda^* \partial \alpha_1^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{-\left(e^{-y2i} - c_2^*\right)}{\left[1 + \lambda^* \left(e^{-y1i} - c_1^*\right) \left(e^{-y2i} - c_2^*\right)\right]^2} \frac{\partial c_1^*}{\partial \alpha_1^*} \right\} w_{il}$$

$$\frac{\partial^2 Q_i^*}{\partial \lambda^* \partial \alpha_2^*} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{-\left(e^{-y1i} - c_1^*\right)}{\left[1 + \lambda^* \left(e^{-y1i} - c_1^*\right) \left(e^{-y2i} - c_2^*\right)\right]^2} \frac{\partial c_2^*}{\partial \alpha_2^*} \right\} w_{il}$$

Lampiran 20. Surat Pernyataan Pengambilan Data

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FMKSD ITS:

Nama : Rima Kusumawati

NRP : 062116 4500 0032

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir/ Thesis ini merupakan data sekunder yang diambil dari penelitian / buku/ Tugas Akhir/ Thesis/ publikasi lainnya yaitu:

Sumber : Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur
dan Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur

Keterangan : Data tahun 2016

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui

Pembimbing Tugas Akhir



(Dr. Purhadi, M. Sc.)

NIP. 19620204 198701 1 001

Surabaya, 27 Juli 2018



(Rima Kusumawati)

NRP. 06211645000032



BIODATA PENULIS

Penulis bernama Rima Kusumawati, anak pertama dari pasangan Suharto dan Fatwati. Penulis dilahirkan di Sumenep pada 8 September 1996. Pendidikan formal yang ditempuh penulis adalah TK Kumarajaya, SDN Kalianget Barat 1, SMPN 1 Kalianget, SMAN 1 Sumenep dan Diploma III Statistika ITS. Selama berkuliah di ITS, penulis juga aktif organisasi yaitu HIMADATA-ITS. Penulis menjadi staff kewirausahaan HIMADATA-ITS periode 2014/2015 dan selanjutnya menjadi *Kabiro Marketing and*

Selling HIMADATA-ITS periode 2015/2016. Selain itu penulis juga aktif di Unit Kegiatan Mahasiswa (UKM) yaitu Paduan Suara Mahasiswa (PSM) ITS periode 2014/2015. Pada tahun 2016 penulis berkesempatan melanjutkan studi lintas jalur S1 Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Segala kritik, saran dan pertanyaan untuk penulis dapat dikirimkan melalui alamat email rimakusumawati0809@gmail.com atau jika kurang jelas dapat juga menghubungi di No. Hp 087852738708. Terimakasih.